



Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement

Thomas Berthou

► To cite this version:

Thomas Berthou. Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement. Autre. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2013. Français. NNT : 2013ENMP0030 . pastel-00935434

HAL Id: pastel-00935434

<https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00935434>

Submitted on 23 Jan 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

École doctorale n° 432-SMI : Science des Métiers de l'Ingénieur

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité “ Energétique et Procédés ”

présentée et soutenue publiquement par

Thomas BERTHOU

le 16 décembre 2013

Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement

Directeur de thèse : **Dominique MARCHIO**
Co-encadrement de la thèse : **Pascal STABAT**

Jury

Mme Nelsie BERTHELOT, Docteur, VERI, Veolia Environnement
M. Gilles FRAISSE, Professeur, LOCIE, Université de Savoie
M. Christian GHIAUS, Professeur, CETHIL, INSA Lyon
M. Dominique MARCHIO, Professeur, CES, Mines ParisTech
Mme Elena PALOMO DEL BARRIO, Professeur, TREFLE, ENSAM
M. Raphaël SALVAZET, Ingénieur de recherche, VERI, Veolia Environnement
M. Pascal STABAT, Docteur, CES, Mines ParisTech

Examineur
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Invité
Examineur

**T
H
È
S
E**

Sommaire de la thèse

1	Contexte et objectifs.....	3
1.1	Contexte de la thèse.....	3
1.1.1	Une volonté de réduire les consommations énergétiques dans le secteur tertiaire.....	3
1.1.2	Le bâtiment comme acteur de la flexibilité offre-demande.....	4
1.1.3	Focus sur le chauffage et le refroidissement.....	6
1.1.4	Focus sur les bâtiments du parc existant.....	8
1.2	Les objectifs de la thèse.....	9
	Bibliographie.....	12
2	Construction de modèles de bâtiment pour la prévision de charge.....	15
2.1	Modélisation thermique des bâtiments pour la prévision de charge : le choix des modèles inverses.....	15
2.2	Création d'un jeu de données pour l'apprentissage des modèles.....	18
2.3	Définition de critères pour la mesure des performances des modèles.....	26
2.4	Analyse et élaboration de modèles inverses « boîte noire ».....	27
2.4.1	Modèles paramétriques linéaires « boîte noire ».....	27
2.4.2	Modèle « boîte noire » non linéaire : exemple des réseaux de neurones.....	37
2.4.3	Bilan sur les modèles « boîte noire ».....	44
2.5	Elaboration de modèles contraints dits « boîte grise ».....	45
2.5.1	Analyse bibliographique.....	45
2.5.2	Elaboration et test de modèles « boîte grise ».....	46
2.5.3	Validation du modèle R6C2 par une étude de sensibilité.....	58
2.5.4	Validation du modèle avec des stratégies d'effacements.....	62
2.5.5	Bilan de l'étude des modèles « boîte grise ».....	64
2.6	Limites d'utilisation du modèle R6C2.....	65
2.6.1	Validité du modèle dans le temps.....	65
2.6.2	Validation du modèle R6C2 sur différents bâtiments et climats.....	68
2.7	Obtention des entrées/sorties du modèle R6C2 sur un site réel.....	70

2.7.1	Instrumentation d'un bâtiment type et interprétation des mesures.....	71
2.7.2	Calcul des gains solaires adapté au modèle R6C2.....	79
2.7.3	Gestion des prévisions météo.....	88
2.7.4	Bilan sur l'obtention des entrées des modèles.....	90
2.8	Conclusion.....	92
	Bibliographie.....	94
3	Conception de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement	101
3.1	Analyse bibliographique.....	102
3.2	Contraintes sur les stratégies d'optimisation.....	104
3.2.1	Le confort des occupants.....	104
3.2.2	Contraintes de pilotage.....	106
3.3	Présentation des stratégies d'optimisation.....	107
3.3.1	Calcul des performances des stratégies de conduite optimale.....	107
3.3.2	Stratégie 1 : optimisation de la relance en chauffage.....	108
3.3.3	Stratégie 2 : optimisation tarifaire.....	113
3.3.4	Stratégie 3 : effacement en puissance.....	119
3.3.5	Bilan sur les stratégies d'optimisation et d'effacement.....	123
3.4	Analyse paramétrique : test de la généricité des potentiels de gain.....	123
3.4.1	Variation du climat.....	124
3.4.2	Variation des caractéristiques du bâti.....	127
3.4.3	Variation de la structure de prix de l'énergie.....	130
3.4.4	Bilan de l'analyse paramétrique.....	130
3.5	Conclusion.....	132
	Bibliographie.....	133
4	Cas d'étude : une école élémentaire à Nancy.....	137
4.1	Présentation du bâtiment.....	138
4.1.1	Information générales.....	138
4.1.2	Relevé des masques.....	140
4.2	Capteurs et mesures.....	141

4.3	Etude du modèle de bâtiment en régime libre.....	147
4.4	Validation du modèle R6C2 en période d'occupation.....	150
4.5	Test hors ligne des stratégies d'optimisation et d'effacement.....	152
4.5.1	Stratégie 1 : optimisation de la relance de chauffage.....	152
4.5.2	Stratégie 2 : optimisation tarifaire.....	154
4.5.3	Stratégie 3 : effacement en puissance.....	157
4.5.4	Bilan sur les stratégies « hors ligne ».....	159
4.6	Optimisation en temps réel du bâtiment.....	159
4.6.1	Objectifs et contraintes de l'optimisation.....	159
4.6.2	Identification et validation du modèle R6C2.....	162
4.6.3	Résultats de l'optimisation en temps réel.....	164
4.6.4	Bilan de l'optimisation.....	167
4.7	Conclusion.....	171
Conclusions et perspectives.....		174
Annexes.....		179

Un grand merci à . . .

Veolia Environnement Recherche et Innovation pour avoir permis la réalisation de ces travaux, en particulier Delphine Thorel, François Nicol, Nelsie Berthelot et Isabelle Verdier ;

Dominique Marchio et Pascal Stabat, qui ont dirigé ce travail de thèse. Nos réunions ont toujours été animées et efficaces, j'ai eu beaucoup de plaisir à travailler avec vous ! ;

Raphaël Salvazet, ses conseils avisés ont été une aide précieuse dans la réalisation de ces travaux ;

Gilles Fraise et Christian Ghiaus pour avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse ;

Elena Palomo Del Barrio pour avoir présidé la soutenance de thèse ;

L'ensemble des membres du jury pour leur lecture attentive et les échanges intéressants ;

Mes collègues du pôle GSE puis ERB ;

Rocio Valdez pour sa disponibilité et son efficacité ;

Tous mes collègues de l'Ecole des Mines de Paris, particulièrement les doctorants et jeunes docteurs du Centre Efficacité énergétique des Systèmes (CES) avec lesquels j'ai eu des discussions passionnantes : David, Cyril, Marcello, Maxime, Hubert, Toan, Philippe, Bruno, Yannick, Sinziana, Ozlem, Charles, Olivier, Arnaud, Lisa, Shuqing, Alberto ;

Mes stagiaires, Lancelot et Vanessa qui m'ont beaucoup aidé ;

L'ensemble des collaborateurs de Veolia Environnement et de Dalkia ;

Syntia ;

. . . et tous ceux qui ont contribué à la réalisation de cette thèse

Contact : t.berthou@gmail.com

Chapitre I : Contexte et Objectifs

Sommaire

1	Contexte et objectifs.....	3
1.1	Contexte de la thèse	3
1.1.1	Une volonté de réduire les consommations énergétiques dans le secteur tertiaire	3
1.1.2	Le bâtiment comme acteur de la flexibilité offre-demande	4
1.1.3	Focus sur le chauffage et le refroidissement	7
1.1.4	Focus sur les bâtiments du parc existant.....	8
1.2	Les objectifs de la thèse	9
	Bibliographie	12

1 Contexte et objectifs

Ce chapitre introductif permet de situer la thèse dans le contexte énergétique français, de délimiter le périmètre de recherche et de présenter les objectifs. Il s'agit de montrer que travailler sur la climatisation¹ des bâtiments du secteur tertiaire est un sujet au cœur des problématiques énergétiques actuelles. Cette thèse propose des réponses aux deux problématiques que sont la diminution des consommations énergétiques et l'augmentation de la flexibilité de la demande en énergie.

1.1 Contexte de la thèse

1.1.1 Une volonté de réduire les consommations énergétiques dans le secteur tertiaire

Entre 1990 et 2007 la consommation en énergie finale du secteur tertiaire a augmenté de 27% pour atteindre 223 TWh (figure 1) soit 15% de la consommation nationale. Cette croissance est principalement due à la construction de nouveaux bâtiments, aux usages électriques spécifiques (informatique par exemple) et à l'augmentation de la surface refroidie l'été. La loi « Grenelle 1 » (Giraudet, et al., 2011) impose au parc de bâtiments existants une réduction de 38% de leur consommation énergétique par rapport à 2008, soit un objectif de consommation de 138 TWh en 2020.

¹ Ici la climatisation désigne le chauffage et le refroidissement des surfaces occupées

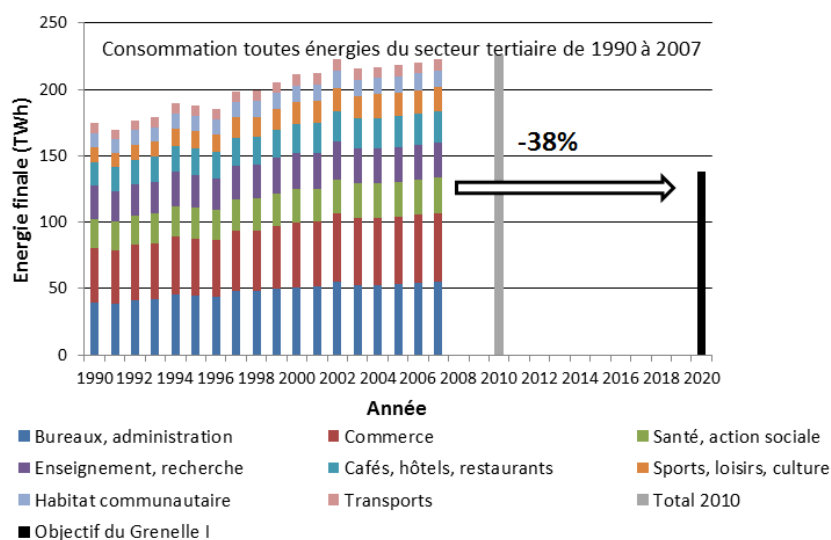


Figure 1 : évolution des consommations en énergie finale du secteur tertiaire et présentation des objectifs de réduction (Site internet du Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie²)

Une des actions préconisées pour atteindre cet objectif est la mise en place de stratégies de Maitrise de la Demande en Energie (MDE), avec notamment l'amélioration de l'exploitation des systèmes de chauffage et refroidissement. Il est précisé dans le *Guide du Contrat de performance Énergétique* (Regnier & Criner, 2010) qu'il est possible de « changer les conditions d'usages du bâtiment ». De fait, il est envisageable de mettre en place des actions de MDE qui impactent le confort des occupants (diminution de la température de consigne par exemple). Le contexte est idéal pour proposer des stratégies de réduction de consommation dans les bâtiments du secteur tertiaire. Il s'agit de trouver les stratégies qui ont un impact réel sur la consommation tout en respectant les contraintes d'exploitation et en gardant un niveau de confort acceptable.

1.1.2 Le bâtiment comme acteur de la flexibilité offre-demande

L'énergie électrique a la spécificité de ne pas pouvoir être facilement stockée à grande échelle. Ainsi, il est nécessaire de garantir, à tout instant, l'équilibre entre la production et la demande. Augmenter la flexibilité des besoins électriques permettrait d'optimiser et de rationaliser la production, et de diminuer les coûts liés à la gestion du réseau (renforcement des lignes, infrastructures d'ajustement, ...). Les bâtiments tertiaires sont responsables de 27% de la consommation électrique (RTE, 2011) et semblent pouvoir jouer un rôle de premier ordre dans cette rationalisation.

² Ce site internet (<http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr>) présente quelques extraits d'une étude du CEREN, l'étude originale n'est pas accessible pour les organismes non partenaires.

La consommation nationale d'électricité varie à l'échelle d'une journée (figure 2). Pour aplanir la demande, il est possible de décaler certains besoins en période de faible demande. Les tarifs variables de l'électricité (tarif vert d'EDF par exemple) incitent les consommateurs à privilégier les périodes creuses.

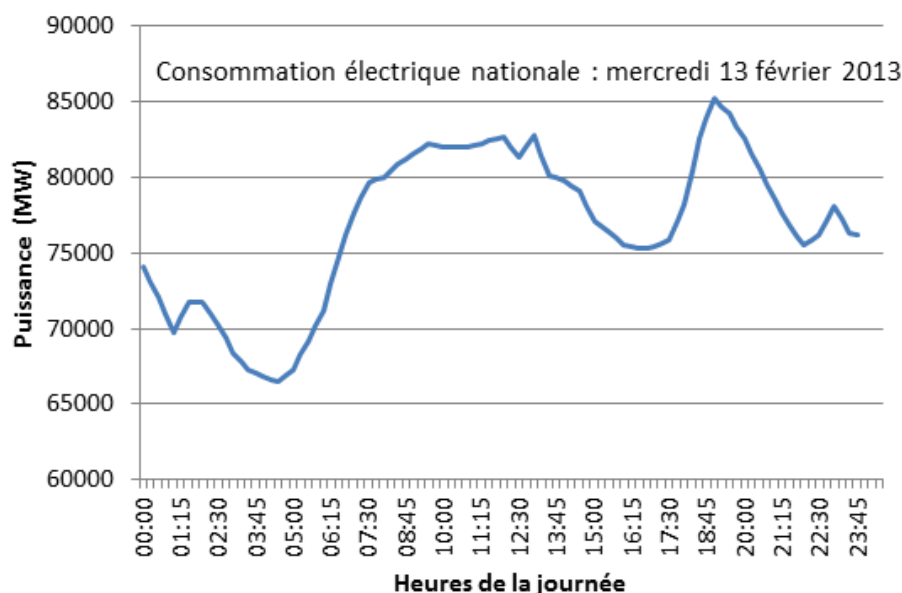


Figure 2 : Consommation électrique nationale d'une journée d'hiver en semaine (site internet de RTE)

Le bâti des bâtiments permet de stocker gratuitement l'énergie thermique; il pourrait être utilisé comme variable d'ajustement pour lisser la courbe de charge. Cela permettrait au producteur d'électricité de limiter l'utilisation de systèmes de production de pointes, chers et souvent émetteurs de CO₂. Pour le consommateur et le gestionnaire du bâtiment, cela permettrait de réduire la facture d'électricité en profitant des périodes à faible coût.

La part des énergies renouvelables intermittentes (éolien et photovoltaïque) dans la production nationale reste faible : 1.02 TWh en 2010 soit 0.2% de la production nationale (5.8 GW de puissance installée pour l'éolien et 0.9 GW pour le photovoltaïque). D'ici 2020, RTE (RTE, 2011) estime, dans le scénario de référence, que le parc de production français devrait être doté de 35.8 GW d'énergie éolienne et de 8.4 GW d'énergie photovoltaïque. Cela représenterait 7.4% de la puissance disponible en 2020 (scénario de référence de l'ENTSOE³). Il faudra alors que le réseau puisse absorber toutes les EnR⁴ disponibles sans mettre en péril son équilibre. En effet, si une majorité des EnR intermittentes produisent ou s'arrêtent de manière brutale, le réseau doit pouvoir absorber ces

³ European Network of Transmission System Operators for Electricity

⁴ Energie Renouvelable

variations. Pour cette éventualité il est aussi possible d'utiliser le bâtiment comme variable d'ajustement pour maintenir l'équilibre du réseau. Cela permettrait d'augmenter la part des EnR intermittentes dans le bouquet de production tout en limitant les investissements dans les infrastructures (réseau et production d'appoint).

En Allemagne la puissance éolienne installée (31 GW en 2012) est bien supérieure à celle de la France. Dans la seconde moitié du mois de décembre 2012, les besoins d'électricité ont été faibles (climat doux et baisse des activités due aux vacances) et la production éolienne a atteint des records (plus de 5 GW le 27 décembre 2012). Ces conditions ont créé une surproduction d'électricité qui a entraîné une baisse des prix du marché spot, avec même des prix négatifs plusieurs heures de suite le 25 décembre 2012 (Tableau 1). Les réseaux français et allemand étant interconnectés, cette baisse des prix a donc impacté le marché français.

25 décembre 2012 prix spot ⁵ en €/MWh		
	France	Allemagne
0h	14.7	-149.9
1h	12.4	-200
2h	9.4	-222
3h	3	-222
4h	0.003	-199.9
5h	-0.008	-199
6h	0.006	-199.9
7h	-50	-50
8h	-0.09	-0.09

Tableau 1 : Prix de l'électricité sur le marché spot le 25 décembre 2012 en France et en Allemagne (S.Ruiz, Printemps de la Recherche 2013, Lyon, Données Epex)

Il est possible de rencontrer des situations inverses dans lesquelles la demande se rapproche de la limite de production et les prix du marché spot sont élevés (pic de 1938 €/MWh en février 2012 en France)

Cet exemple illustre l'impact des EnR intermittentes sur le prix de l'électricité et la difficulté de gérer un parc de production contenant une part importante de celles-ci. Encore une fois, maîtriser la demande semble le meilleur moyen de faire face à ce type de situation. La loi NOME (NOME, 2010)

⁵ Les prix « spot » proviennent du « marché au comptant » de la bourse de l'électricité. Il correspond à une procédure d'enchère la veille pour le lendemain ou le jour même.

s'inscrit dans cette logique, elle propose la création d'un marché de capacité⁶ qui permettra une plus grande flexibilité de la demande.

1.1.3 Focus sur le chauffage et le refroidissement

Dans l'analyse qui suit, seules les consommations en chauffage et en refroidissement sont étudiées. Le chauffage représente 51% de la globalité des consommations des bâtiments tertiaires (figure 3), diminuer cet usage permet d'impacter significativement les consommations totales. Le refroidissement ne représente que 6% des consommations, mais il a augmenté de 40% entre 2000 et 2007 (Site internet du Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie) et risque d'augmenter encore dans les années à venir.

Ces usages sont thermosensibles, et donc responsables des pointes nationales de consommation électrique en hiver. Proposer des stratégies de décalage de charge permettrait de réduire les pics de consommation sur quelques heures.

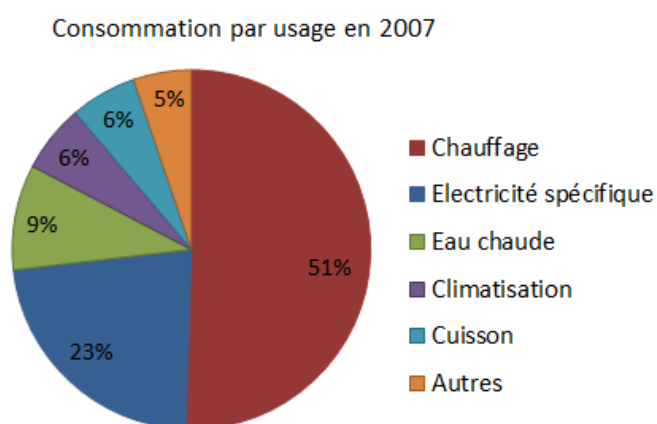


Figure 3 : Consommation par usage du secteur tertiaire corrigée des variations climatiques

Ces usages autorisent la mise en place de stratégies de MDE évoluées, car la chaleur ou le froid peuvent être stockés dans les parois du bâtiment. Cela permet de mettre en place des méthodes de décalage des besoins (surconsommer lorsque la demande est faible pour sous consommer en période de pointe) et de délestage tout en limitant l'impact sur le confort.

⁶ Le marché de capacité permettra à terme de rémunérer les effacements de consommation électrique, l'objectif étant de rendre la demande plus flexible.

1.1.4 Focus sur les bâtiments du parc existant

Les normes de construction actuelles imposent aux bâtiments neufs de consommer peu d'énergie (consommation de référence fixée à 50 kWh/m² annuelle pour les Bâtiments Basse Consommation et ceux respectant la Règlementation Thermique 2012, (CSTB, 2012)) mais le parc immobilier se renouvelle lentement avec environ 1% de bâtiment neuf par an (INSEE, 2012). La consommation annuelle moyenne tous usages confondus des bâtiments tertiaires est de 211 kWh/m² (ADEME, 2012) ce qui est loin des standards actuels de construction. Cette étude porte sur le parc de bâtiments existant, car le potentiel d'économie d'énergie y est le plus important.

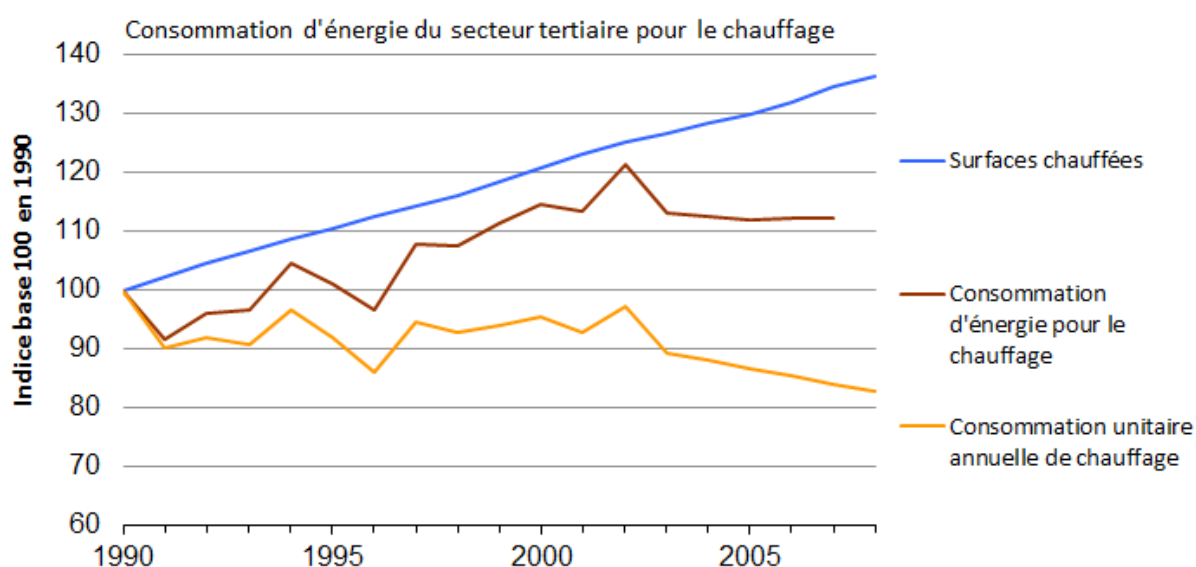


Figure 4 : Evolution des consommations d'énergie pour le chauffage de 1990 à 2008 corrigées des variations climatiques⁷ (Site internet du Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie)

La figure 4 montre que la consommation unitaire annuelle de chauffage des bâtiments tertiaires a diminué d'environ 27% entre 1990 et 2008. Mais avec l'augmentation des surfaces chauffées, la consommation globale a augmenté de 11%. Elle illustre l'intérêt de travailler sur le parc existant plutôt que sur le neuf et sur le chauffage des locaux.

Les bâtiments du secteur tertiaire sont souvent équipés d'un système de gestion centralisée des énergies (Gestion Technique du Bâtiment ou GTB) qui favorise une utilisation rationnelle de l'énergie. De plus, dans ces bâtiments, les occupants ont peu d'interaction avec les systèmes de climatisation ce qui rend leur contrôle plus facile et l'anticipation des consommations plus robuste.

⁷ La consommation des bâtiments tertiaires est fortement thermosensible, les consommations sont corrigées pour que toutes les années considérées aient un climat équivalent.

1.2 Les objectifs de la thèse

Pour mettre en place des stratégies de MDE dans les bâtiments du secteur tertiaire, il est nécessaire d'anticiper les besoins thermiques (ou charge). La prévision de charge permet de calculer le potentiel de délestage et de vérifier si l'on a réellement optimisé le bâtiment (la prévision sert de référence). De plus, un modèle de comportement thermique est nécessaire pour tester et valider les stratégies d'optimisation avant de les appliquer sur site. L'horizon de prévision de charge est de quelques jours (limité par les prévisions météo) et les stratégies d'optimisation sont journalières.

De nombreux modèles temps réel de prévision et d'optimisation de la consommation du bâtiment existent, mais la plupart ont une vision à court terme et approximative des conditions futures. Quelques modèles permettent de prédire les charges en chauffage après un calibrage fin sur des données avec un historique important. L'efficacité de ces modèles en terme de prévision est d'autant plus grande que le climat est froid (ces modèles ont été développés à l'origine dans les pays nordiques). En refroidissement, la modélisation est rendue plus complexe du fait de l'influence moindre du climat vis-à-vis des apports internes. Pourtant, la prédiction des consommations d'énergie du bâtiment joue un rôle important dans sa gestion dans la mesure où elle peut permettre d'optimiser le fonctionnement journalier et de sélectionner les meilleures stratégies de contrôle et d'effacement⁸.

S'il existe des modèles de prédiction des charges de chauffage qui montrent une certaine efficacité, les modèles en refroidissement ont été jusqu'à maintenant confrontés à certaines difficultés :

- Problème de caractérisation du bâtiment :
 - Besoin d'un grand nombre de données de qualité
 - Paramètres influents non ou mal connus (apports internes, occupation, action des occupants...)
 - Difficulté à caractériser certains phénomènes (ensoleillement par exemple)
 - Historique de données avec des sollicitations du bâtiment insuffisantes pour caractériser le modèle (consigne constante)
- Calibrage fastidieux
- Précision du modèle

⁸Ici, l'effacement vise la réduction de puissance du point de vue du réseau.

- Difficulté de généralisation du modèle (la validation sur un bâtiment ne garantit pas l'universalité du modèle) ;

Différents types de modèles ont été développés (modèles physiques détaillés ou simplifiés, avec des méthodes adaptatives ou « intelligentes » telles que les réseaux de neurones et les ARMAX⁹). Cependant, aucun modèle n'a été validé en chauffage et en refroidissement, ou encore sur la capacité à bien représenter des événements inédits (délestage, changement de conduites brutales). De même, on trouve peu de tests grandeur réelle.

Le premier objectif de la thèse est donc de développer un modèle qui permette de **prévoir le comportement thermique de bâtiments** complexes en chauffage et en refroidissement. Le modèle devra être précis, généralisable (possibilité de le déployer rapidement sur un site) et un minimum d'information devra être nécessaire à sa réalisation. De plus, il devra permettre la mise en place de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement. Conscient qu'il est difficile de répondre à toutes ces contraintes on cherchera le modèle qui présente le meilleur compromis.

Le second objectif de la thèse est de développer des **stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement** qui permettent de réduire la consommation de climatisation et d'augmenter la flexibilité de la demande. Ces stratégies devront être adaptées aux contraintes des exploitants qui pilotent les bâtiments et avoir un impact maîtrisé sur le confort des occupants.

Pour respecter les contraintes des exploitants de bâtiment, les stratégies s'appuieront sur une modification des consignes, sans intervenir sur la régulation des systèmes. Ainsi, les températures de consigne, les heures de relance et d'arrêt de la climatisation et éventuellement la puissance disponible pourraient être optimisées.

Ainsi, dans un premier temps, les différentes familles de modèles de prévision seront identifiées par une analyse bibliographique. Les familles de modèle les mieux adaptées aux objectifs seront comparées à partir de données issues de simulation numérique. Les critères utilisés pour comparer les modèles sont la précision des prévisions, la robustesse face à des situations inédites, la simplicité de déploiement et la rapidité d'exécution. Certains modèles seront spécifiquement développés pour répondre aux objectifs. Même si les tests sont effectués sur des données issues de simulation, on montrera comment les informations nécessaires à la prévision (initialisation du modèle, taux d'occupation, gain solaire...) peuvent être extraites d'un bâtiment réel. Après avoir identifié le

⁹ Ces modèles sont présentés dans le chapitre 2

modèle le mieux adapté à nos objectifs, il sera confronté à plusieurs types de bâtiments (variation de l'isolation, de l'inertie) et plusieurs climats.

Une fois le modèle de prévision et les stratégies validés sur des données issues de simulations, ils seront confrontés à un bâtiment réel représentatif du parc de bâtiment existant : une école élémentaire construite dans les années 70.

Bibliographie

ADEME, 2012. Les chiffres clés du bâtiment. www.ademe.fr.

CSTB, 2012. RT2012.

Giraudet, L.-G., Guivarch, C. & Quirion, P., 2011. Evaluation des mesures du Grenelle de l'Environnement sur le parc de logements. *Ministère de l'Ecologie, du Développement durable, des transports et du logement*.

INSEE, 2012. janvier 2013: www.insee.fr.

NOME, 2010. LOI n° 2010-1488 du 7 décembre 2010 portant sur la nouvelle organisation du marché de l'électricité.

Regnier, A. & Criner, R., 2010. Guide du contrat de performance énergétique. www.developpement-durable.gouv.fr.

RTE, 2011. Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France.

Chapitre II : Construction de modèles de bâtiments pour la prévision de charge de climatisation

Sommaire :

2	Construction de modèles de bâtiment pour la prévision de charge	15
2.1	Modélisation thermique des bâtiments pour la prévision de charge : le choix des modèles inverses	15
2.2	Création d'un jeu de données pour l'apprentissage des modèles	18
2.3	Définition de critères pour la mesure des performances des modèles.....	26
2.4	Analyse et élaboration de modèles inverses « boîte noire ».....	27
2.4.1	Modèles paramétriques linéaires « boîte noire ».....	27
2.4.2	Modèle « boîte noire » non linéaire : exemple des réseaux de neurones	37
2.4.3	Bilan sur les modèles « boîte noire »	44
2.5	Elaboration de modèles contraints dits « boîte grise »	45
2.5.1	Analyse bibliographique.....	45
2.5.2	Elaboration et test de modèles « boîte grise »	46
2.5.3	Validation du modèle R6C2 par une étude de sensibilité.....	58
2.5.4	Validation du modèle avec des stratégies d'effacements	62
2.5.5	Bilan de l'étude des modèles « boîte grise »	64
2.6	Limites d'utilisation du modèle R6C2	65
2.6.1	Validité du modèle dans le temps.....	65
2.6.2	Validation du modèle R6C2 sur différents bâtiments et climats	68
2.7	Obtention des entrées/sorties du modèle R6C2 sur un site réel	70
2.7.1	Instrumentation d'un bâtiment type et interprétation des mesures.....	71
2.7.2	Calcul des gains solaires adapté au modèle R6C2	79
2.7.3	Gestion des prévisions météo.....	88
2.7.4	Bilan sur l'obtention des entrées des modèles.....	90
2.8	Conclusion.....	92
	Bibliographie	94

2 Construction de modèles de bâtiment pour la prévision de charge

Le premier objectif est de développer une méthode permettant de prévoir le comportement thermique d'un bâtiment tertiaire. Cela permet d'anticiper les pointes de consommation et de déterminer à l'avance les meilleures stratégies de gestion de la climatisation. Les modèles vont être sélectionnés sur leur capacité à prévoir les besoins de climatisation et la température intérieure. Lors de la sélection des modèles, il ne faudra pas perdre de vue qu'ils devront aussi permettre la mise en place de stratégies d'optimisation énergétique. Or, tous les modèles ne sont pas adaptés pour répondre au second objectif de la thèse.

Ce chapitre présente une analyse des méthodes de prévision de charge proposées dans la littérature. Plusieurs familles de modèles inverses¹ sont sélectionnées et testées sur des données issues de simulation. Une étude plus approfondie est effectuée sur un modèle « boîte grise » R6C2, sélectionné comme le modèle le mieux adapté aux objectifs de la thèse. Finalement, une méthodologie pour l'obtention des entrées du modèle R6C2 est présentée.

2.1 Modélisation thermique des bâtiments pour la prévision de charge : le choix des modèles inverses

Il existe de nombreuses méthodes pour prévoir la consommation des bâtiments. Ce paragraphe présente un inventaire de celles présentes dans la littérature et un aperçu des avantages et des inconvénients de chacune d'elles.

La modélisation complète d'un bâtiment (« boîte blanche » ou « modèle de connaissance ») permet de prévoir ses besoins thermiques. Cela nécessite de connaître avec précision la composition des parois et les métrées (Da Silva, 2011), ce qui n'est pas toujours facilement accessible. De plus, il est souvent nécessaire de regrouper les pièces en zones thermiques homogènes, ce qui oblige à prendre des hypothèses fortes et à disposer de bonnes connaissances du comportement thermique du bâtiment. Même avec un tel modèle précis du bâtiment, les besoins thermiques simulés sont souvent éloignés de la réalité, ce qui oblige à caler certains paramètres du bâtiment pour mieux représenter la réalité (Bertagnolio, 2012). Une fois le modèle « boîte blanche » du bâtiment réalisé, il est possible de prévoir les besoins thermiques du bâtiment par simulation. Il faut tout de même avoir la possibilité de prévoir les entrées du modèle comme les données climatiques (température, ensoleillement), les profils d'occupation et connaître les consignes (température et ventilation). Même dans les modèles les plus complets, certains phénomènes sont négligés (par exemple, la variation du débit d'infiltration d'air en fonction des pressions extérieures et intérieures) ce qui peut

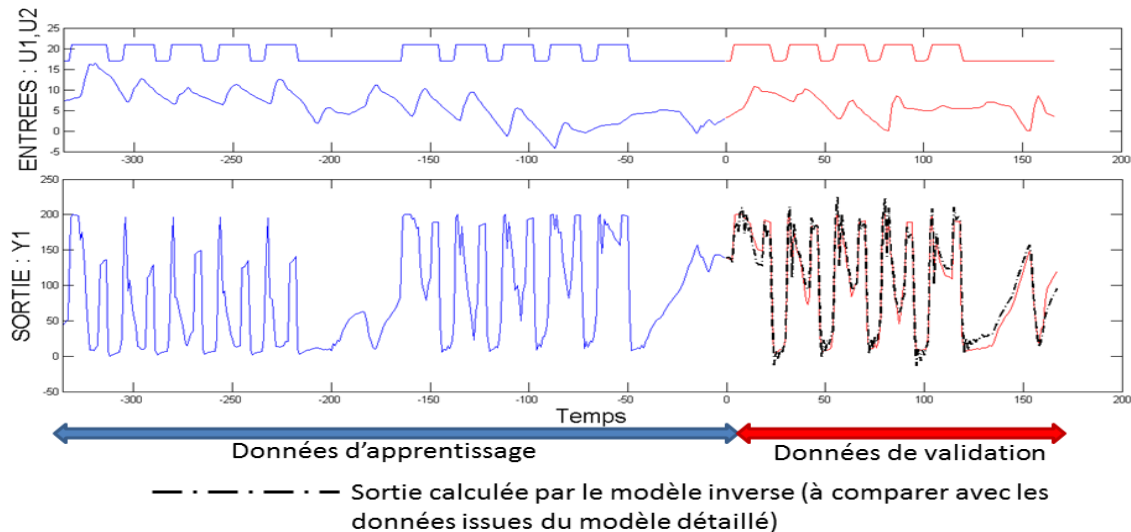
¹ Les modèles inverses peuvent aussi s'appeler modèles identifiés

créer un biais dans les prévisions de charge. Un autre point négatif des modèles « boîte blanche » est le temps de calcul. En effet, environ 10 minutes de calcul sont nécessaires à un ordinateur de bureau pour simuler une année entière au pas de temps 6 minutes (contre environ 0.01 seconde pour un modèle simplifié type « RC »). On sait qu'il sera nécessaire d'exécuter plusieurs centaines de simulations pour la mise en place de stratégies d'optimisation et cela représente un coût de calcul important.

La modélisation physique de type « boîte blanche » n'est pas retenue comme une solution adaptée à la problématique de prévision de charge et d'optimisation de la climatisation, car elle n'est pas généralisable (déploiement sur de nombreux bâtiments en peu de temps) et présente un coût de calcul trop important. Un modèle détaillé de bâtiment de type « boîte blanche » sera utilisé comme base d'apprentissage pour les modèles inverses.

La modélisation inverse est une alternative intéressante pour la prévision de charge. Elle permet de modéliser un système dynamique à partir des données d'entrée et de sortie. Des fonctions mathématiques génériques sont choisies pour leur capacité à représenter le phénomène que l'on veut modéliser. Les paramètres (constantes) de ces fonctions sont calculés de manière à minimiser l'erreur de prévision du modèle (Kurpisz & Nowak, 1995). En général, on cherche la fonction la plus simple possible qui soit capable de représenter le phénomène. Les fonctions mathématiques choisies pour représenter le phénomène peuvent avoir un sens physique; dans ce cas particulier on parle de modèle « boîte grise » ou modèle semi-physique. Les fonctions peuvent aussi ne pas avoir de sens physique; on parle alors de « boîte noire ». La frontière entre ces deux familles de modèles inverses est floue. En effet, pour certains types de modèle « boîte noire », il est possible de retrouver des informations physiques sur le système étudié (Richalet, 1991).

La figure 1 présente la procédure d'apprentissage et de validation commune aux différents modèles inverses. Dans cet exemple, le système étudié a deux entrées et une sortie, mais la méthode est adaptée pour un système avec de nombreuses entrées et plusieurs sorties. La durée d'apprentissage optimale n'est pas connue a priori, dans la suite de l'analyse plusieurs durées seront testées.



- Période d'apprentissage, identification des coefficients ou des poids des modèles. Les données d'entrée et de sortie sont utilisées.
- Données d'entrée et de sortie pour la validation; seules les données d'entrées sont nécessaires à la prévision
- Données de sortie prévues par le modèle; la dernière donnée calculée correspond à l'horizon de prévision. C'est sur ces données que les performances du modèle vont être mesurées

Figure 1 : Apprentissage et validation d'un modèle inverse à l'aide des données d'entrée et de sortie du système étudié

Cette méthode de modélisation est particulièrement adaptée lorsque l'on connaît peu ou pas les caractéristiques physiques du bâtiment étudié. Toute la difficulté réside dans le choix de l'architecture du modèle (forme et ordre des fonctions mathématiques). Le plus souvent, ces fonctions sont simples (pour être identifiable le nombre de paramètres doit être limité), ainsi les temps de simulation sont très courts (environ 0.01 seconde pour simuler une année au pas de temps 6 minutes avec un ordinateur de bureau). Par contre, ce type de modélisation nécessite l'étude de plusieurs points :

- 1 - Vérifier la durée de validité du modèle : quel est l'horizon pour lequel les prévisions restent valables ?

2 - Délimiter le domaine de validité du modèle : peut-on utiliser les modèles inverses en dehors du domaine d'apprentissage ? Par exemple, comment va réagir le modèle si lors de l'apprentissage la température extérieure varie de 0 à 15°C alors que cette même température varie de -5 à 15°C lors de la prévision.

3 - Définir la durée et la fréquence d'apprentissage idéale.

Les modèles inverses semblent adaptés pour répondre à nos objectifs. En effet, ils sont génériques et leur déploiement sur un grand nombre de bâtiments semble possible. Il faut vérifier qu'ils peuvent s'adapter au changement de conduite (l'hypothèse sera vérifiée par la suite). Ce sont ces modèles inverses qui seront étudiés par la suite.

Méthode de prévision :	Modèle physique du bâtiment, boîte blanche	Modèle inverse « boîte noire »	Modèle inverse « boîte grise »
Rapidité de paramétrage	-	++	+
Accès aux données	-	++	+
Rapidité d'exécution	-	+	+
Sens physique	++	-	+
Précision de la prévision	++	?	?
Adapté aux changements de stratégie	++	?	?

Tableau 1 : Présentation des points forts et des faiblesses de différentes techniques de modélisation

Le tableau 1 classe les différentes techniques de modélisation de peu performant (-) à très performant (++) en fonction de 6 critères (Kramer, et al., 2012) (Wang & Chen, 2001). Il s'agit de vérifier par une étude bibliographique approfondie et des séries de tests comment les modèles inverses répondent aux questions Q1, Q2 et Q3.

2.2 Création d'un jeu de données pour l'apprentissage des modèles

Ce paragraphe présente le bâtiment de référence utilisé pour l'apprentissage et la validation des modèles inverses. Les données utilisées sont issues d'un modèle de bâtiment détaillé (multizones) qui est lui-même basé sur un bâtiment réel. On choisit d'utiliser des données issues de simulation pour la comparaison des modèles inverses et la mise en place de stratégies d'optimisation (chapitre 3) pour les raisons suivantes :

- Les données sont complètes et ne contiennent pas d'erreur ou de bruit de mesure
- Il est possible d'imposer au bâtiment des changements de stratégie ponctuels
- Les gains dus à l'occupation et à l'ensoleillement sont parfaitement connus
- Les consignes sont connues

- Les infiltrations d'air sont connues

Ainsi les erreurs de prévision proviennent uniquement des modèles et non pas des incertitudes dues aux mesures ou aux phénomènes non maîtrisés dans le bâtiment.

Le bâtiment étudié est un immeuble de bureaux de 8700 m² construit en 1990, situé à Paris. Le modèle est découpé en 3 zones thermiques supposées homogènes, en fonction du type d'occupation des étages. La première zone thermique correspond au rez-de-chaussée qui est composé de la halle d'accueil, de la cafétéria et de bureaux. La seconde zone thermique correspond aux étages 1 à 8, qui contient des bureaux et des salles de réunion. Et enfin, la troisième zone thermique correspond au dernier étage qui est composé d'un open-space. La densité d'occupation n'est pas la même pour chaque zone thermique. La figure 2 présente le plan détaillé d'un étage du bâtiment.

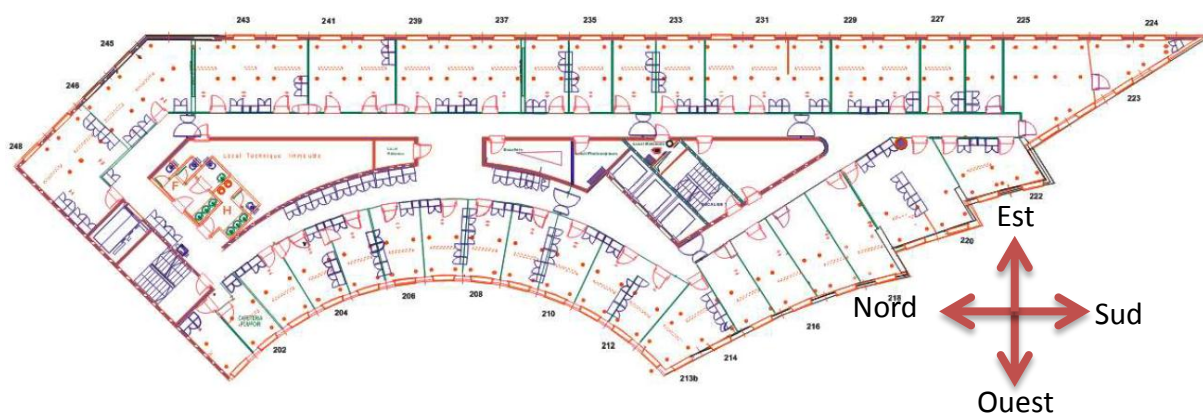


Figure 2 : Plan de l'étage 2 du bâtiment modélisé

Les bureaux sont situés sur la périphérie des étages alors que les salles de réunion sont au centre. Le modèle de référence ne prend pas en compte cette répartition et considère une occupation uniforme par étage. Pour simplifier la modélisation, les façades ouest et sud-ouest sont modélisées par des surfaces planes.

	composition	conductance (W/m².K)
Murs extérieurs	béton (0.2 m) et isolation	0.58
Toiture	Structure métallique et isolation	0.42
Fenêtre	Double vitrage	2.95
Planchers intermédiaires	béton (0.2 m) et moquette	3.00

Tableau 2 : composition des parois du bâtiment de référence.

La climatisation du bâtiment est assurée par un réseau de chaleur et de froid, et l'émission par des ventilo-convecteurs. Les systèmes de production et d'émission ne sont pas modélisés, car on souhaite se placer dans un cas le plus général possible. On raisonne donc en besoin de chauffage et de refroidissement. Pour ce cas de référence, les puissances fournies par la climatisation sont purement convectives. Le renouvellement d'air est modélisé par un débit d'air neuf, les CTA (une à chaque étage) ne sont pas considérées ici.

Le bâtiment étudié est entouré de tours de bureaux qui créent des masques solaires importants, pris en compte dans la modélisation des apports solaires grâce à un module dédié. Les apports solaires, l'occupation et le renouvellement d'air sont des phénomènes complexes dont les valeurs ne sont pas disponibles habituellement sur les bâtiments. Une section spécifique expliquera comment obtenir ces données à partir d'informations simples et mesurables sur site.

Le pas de temps choisi pour la simulation est de 6 minutes. Il est assez faible pour représenter la variation de besoin thermique ou de modification du confort et assez élevé pour pouvoir négliger l'impact de la régulation des systèmes et l'inertie de la plupart des émetteurs.

Les figures 3 et 4 présentent les données d'entrée et de sortie du modèle de référence respectivement en hiver et en été. Les consignes de température et de ventilation, ainsi que le scénario d'occupation sont des profils standards d'un bâtiment de bureau.

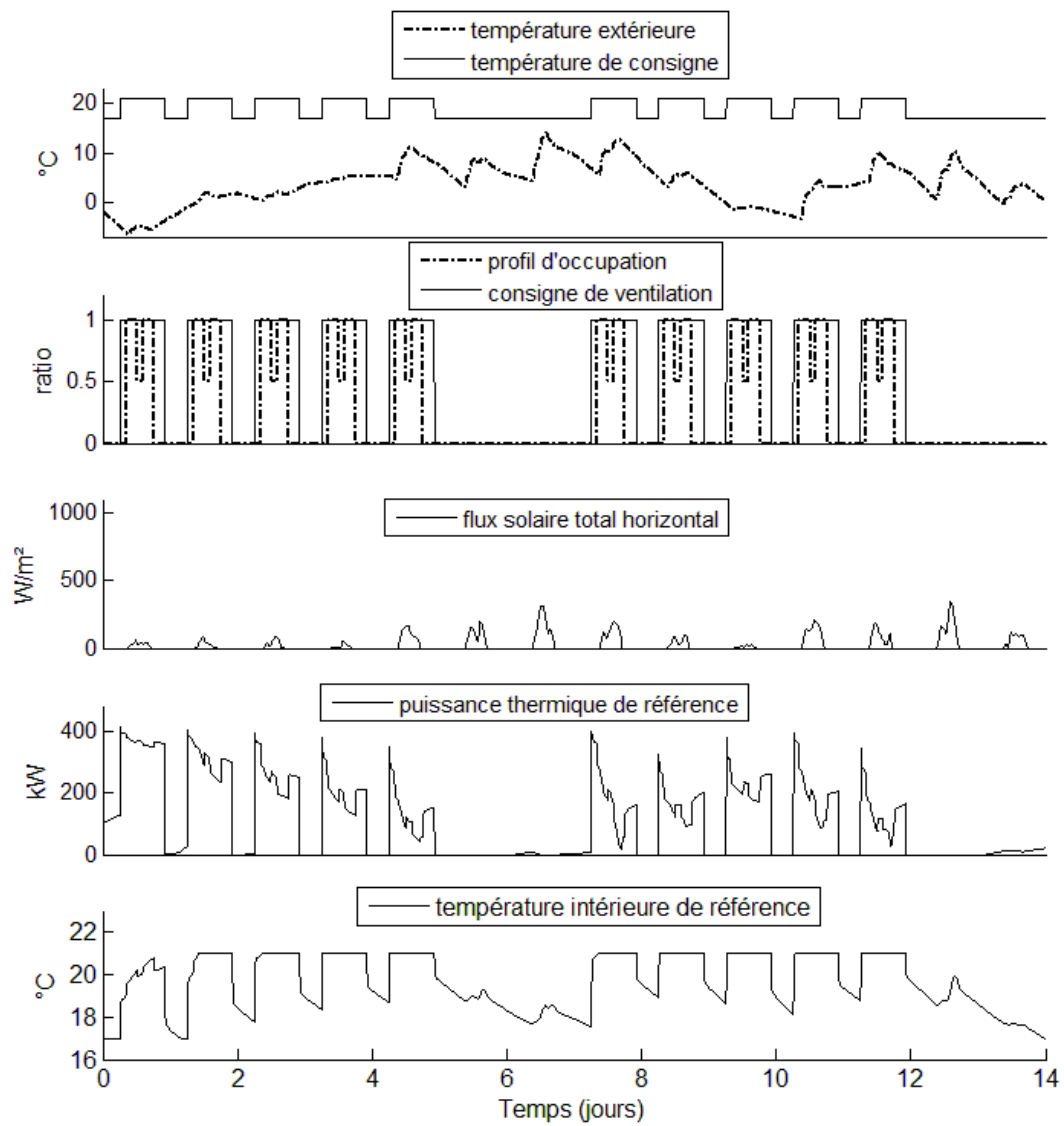


Figure 3 : Présentation des données d'entrées et de sorties du modèle de référence (deux semaines en février).

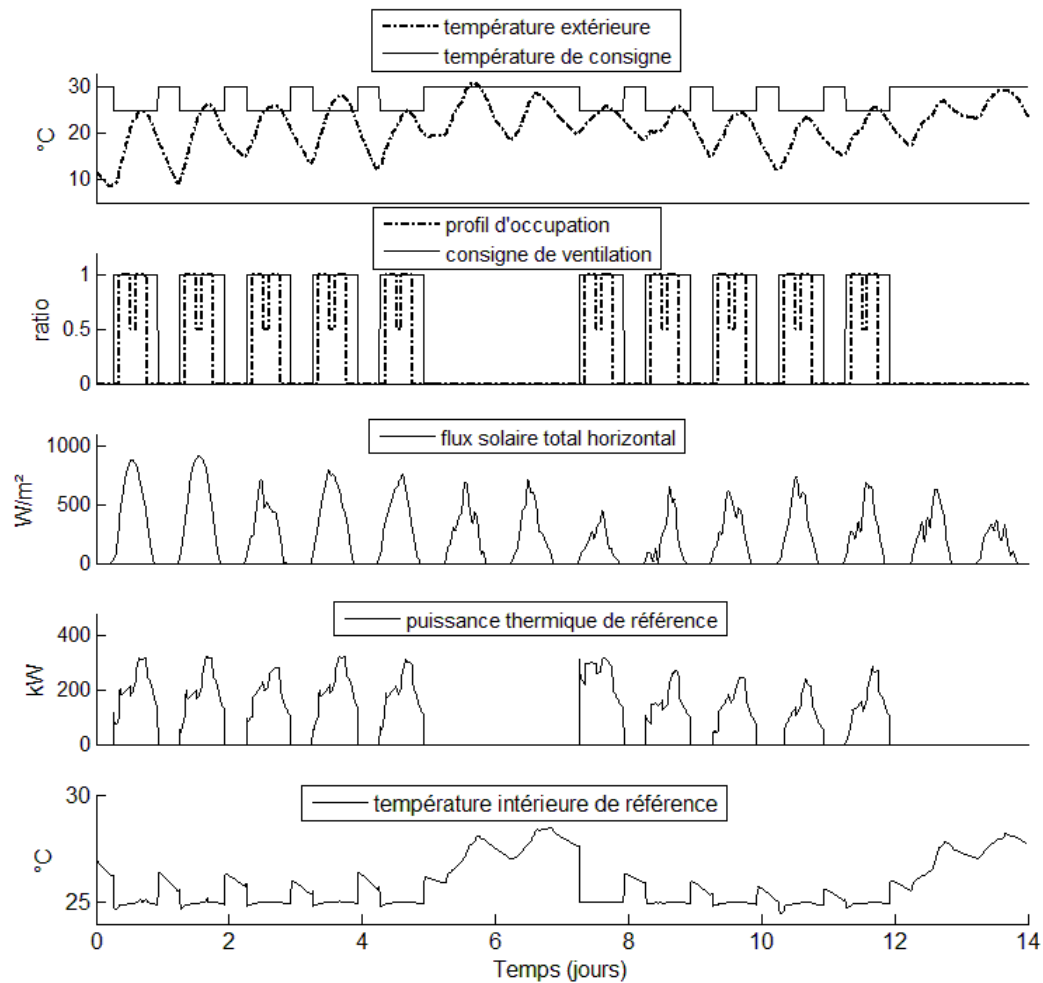


Figure 4 : Présentation des données d'entrée et de sortie du modèle de référence (deux semaines en juillet).

Les températures intérieures des figures 3 et 4 sont les moyennes pondérées par leur surface des températures de chaque zone thermique. La figure 5 illustre la dispersion de cette température. La température de consigne hivernale est fixée à 21°C les jours ouvrables de 6h à 22h et à 17 °C en période de réduit. L'été, la température de consigne est fixée à 25 °C de 8h à 22h les jours ouvrables et le réduit est fixé à 30 °C. La relance s'effectue tôt l'hiver, car il faut prévoir un temps de remontée en température du bâtiment. Alors qu'en été, les besoins de refroidissement proviennent en majorité des gains internes et des gains solaires (uniquement présents en journée). Le bâtiment est occupé par 400 personnes de 8h à 18h avec une interruption entre 12h et 14h pendant laquelle 200 personnes sont présentes. La ventilation est mise en route de 6h à 22h, ce qui correspond aux horaires d'ouverture du site. Le débit d'air neuf est fixé à 0.5 volume par heure. Même si les systèmes de production et d'émission ne sont pas modélisés, une puissance maximale zone par zone limite la demande pour tenir compte des phénomènes de saturation observés sur les bâtiments réels. La puissance au rez-de-chaussée et au dernier étage est limitée à 70 kW et à 277 kW aux

étages courants, soit une limitation globale de 417 kW.

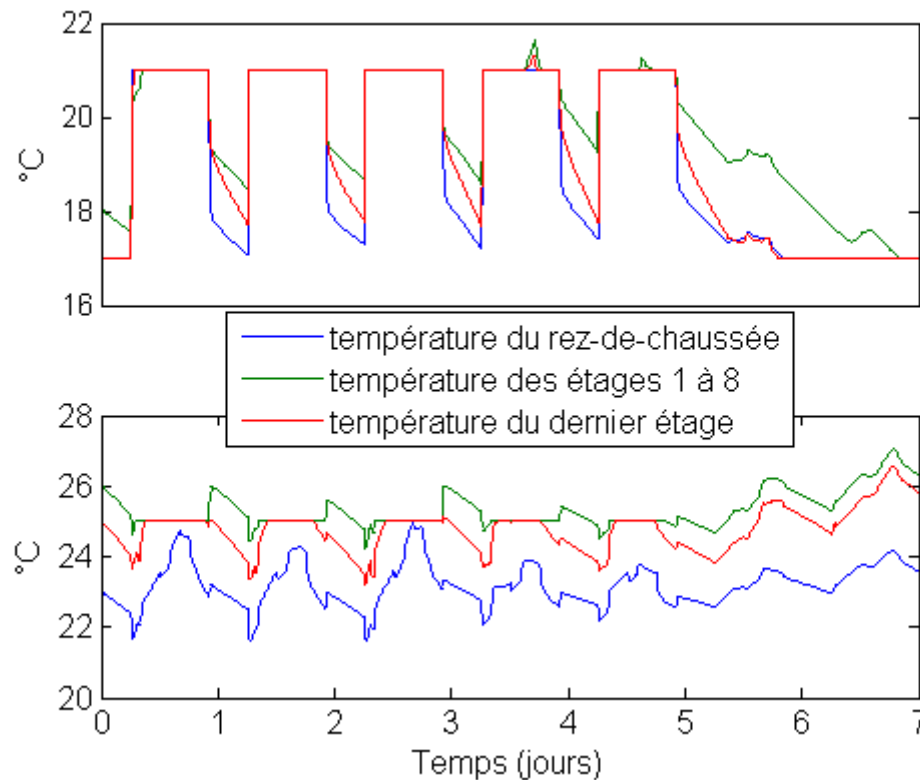


Figure 5 : températures intérieures dans les différentes zones thermiques du modèle de référence, une semaine en février (en haut) et une semaine en juillet (en bas)

La figure 5 illustre les différences de comportement thermique entre les 3 zones du bâtiment. Cela permettra de montrer qu'il est possible de prévoir le comportement thermique d'un bâtiment multizones avec un modèle mono zone. On remarque que le rez-de-chaussée n'a pas besoin de refroidissement pendant la semaine considérée. En effet, cette zone est moins densément occupée et bénéficie des échanges thermiques avec le sol.

Les périodes de validation des modèles inverses correspondent aux semaines les plus froides en hiver (février) et les plus chaudes en été (juillet). Les données météo proviennent de fichiers Meteonorm² pour la ville de Paris. Les données d'apprentissage sont celles qui précèdent immédiatement les données de validation. Les tableaux 3 et 4 présentent quelques données climatiques significatives.

² Données reconstituées à partir de 30 années de mesures pour décrire une année typique

Présentation des données en hiver	Données d'apprentissage (4 semaines)				Données de validation (3 semaines en février)
Semaines	-4	-3	-2	-1	1 - 3
Température extérieure moyenne (°C)	0.5	3.5	4.0	5.0	3.5
Radiation solaire globale maximum (W/m ²)	330	325	347	383	425

Tableau 3 : Présentation des données climatiques d'apprentissage et de validation en hiver

Présentation des données en été	Données d'apprentissage (4 semaines)				Données de validation (3 semaines en février)
Semaines	-4	-3	-2	-1	1 - 3
Température extérieure moyenne (°C)	18.5	20.9	21.8	18.6	19.7
Radiation solaire globale maximum (W/m ²)	927	919	736	780	866

Tableau 4 : Présentation du climat des données d'apprentissage et de validation en été

Le bâtiment modélisé a un besoin³ annuel en énergie finale de 54 kWh/m² (63% chauffage et 37% refroidissement) alors que la consommation mesurée (au niveau de l'échangeur de la sous-station) est de 114 kWh/m² (73% en chauffage et 27% en refroidissement). Il y a un facteur deux entre les mesures et la simulation. Cela s'explique par plusieurs raisons :

- Les données météo ne sont pas les mêmes
- Les systèmes d'émission ainsi que les pertes thermiques associées ne sont pas modélisées
- Les ponts thermiques ou malfaçons du bâti ne sont pas pris en compte
- Les consignes de température et de ventilation ainsi que le profil d'occupation sont supposés

Cette différence n'a pas d'impact sur la suite de l'analyse puisque l'objectif est de créer un modèle de bâtiment de bureaux type et non de modéliser précisément ce bâtiment en particulier. La répartition chauffage/refroidissement des consommations est sensiblement la même entre les mesures et les simulations.

Le logiciel de simulation (TRNsys) permet de calculer les gains solaires traversant les fenêtres et impactant les parois opaques du bâtiment (y compris en tenant éventuellement compte de manœuvre de protections solaires). Ces données sont calculées à partir de la nébulosité, des masques solaires et de considérations géométriques. Elles serviront d'entrées aux modèles inverses,

³ On parle de besoin car les systèmes de production et d'émission ne sont pas modélisés. Les besoins sont tout de même bornés par la puissance maximale.

leur méthode de calcul sur un bâtiment réel sera présentée dans une section dédiée. La figure 6 présente une semaine de gains solaires en juillet.

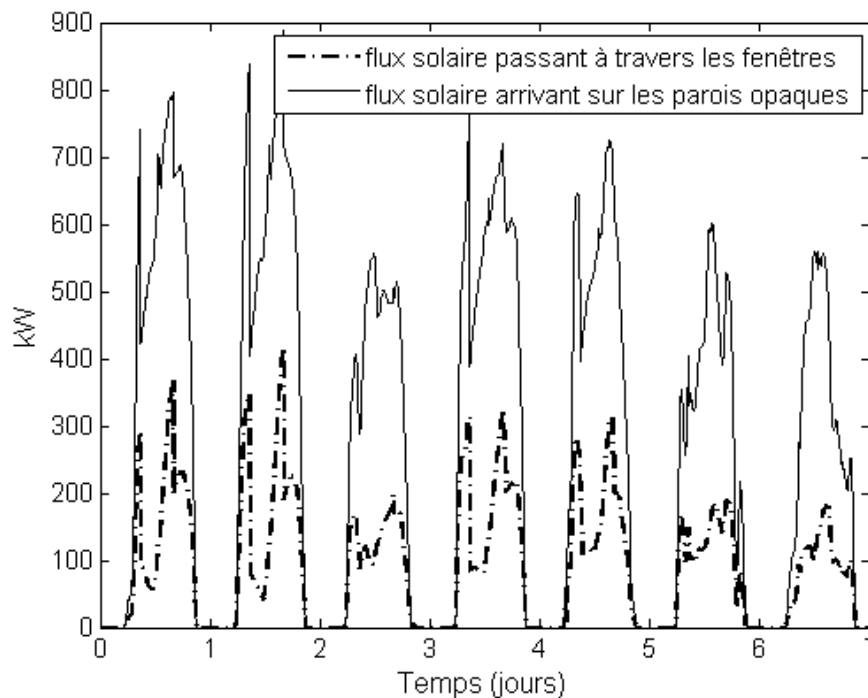


Figure 6 : Une semaine de gains solaires (fenêtres et parois opaques) en juillet, somme des flux arrivant sur toutes les façades.

Les gains solaires sont du même ordre de grandeur que la puissance maximale en été (pics à 400 kW), il faudra que le modèle inverse prenne en compte correctement les interactions soleil-bâtiment pour être performant.

Le résumé des entrées/sorties des modèles est présenté dans le tableau 5. Pour les modèles « boîte noire », les deux sorties résultent de deux modèles différents. Pour les modèles « boîte grise », elles sont calculées par le même modèle.

Entrées :	Mise en route de la ventilation (V_e)	[0,1]
	Puissance maximale (P_{max}) ⁴	W
	Le taux d'occupation du bâtiment (OCC)	%
	Température de consigne (T_c)	°C
	Apports internes dus au soleil ($\Phi_{s_{int}}$)	W
	Apports solaires sur les parois opaques ($\Phi_{s_{ext}}$)	W
	Température extérieure (T_e)	°C
Sorties :	Température intérieure moyenne (T_i)	°C
	Besoins de chauffage ou de refroidissement (P)	W

Tableau 5 : Présentation des entrées/sorties pour l'apprentissage des modèles inverses.

⁴ Uniquement utilisé pour les modèles semi-physiques, sa valeur est constante sauf lors d'un effacement.

Les modèles étudiés représentent la thermique du bâtiment pourvue d'une loi de régulation de la température intérieure. Cette loi est implicite pour les modèles « boîte noire » (on ne cherche pas d'interprétations physiques aux coefficients), mais explicite pour les modèles « boîte grise » (présentée dans section 2.5). Dans les deux cas la température de consigne est une entrée essentielle aux modèles inverses.

2.3 Définition de critères pour la mesure des performances des modèles

Ce paragraphe expose les critères qui permettent de mesurer la précision des prévisions des modèles inverses et de les classer selon leur performance.

Le premier critère utilisé est le « fitting ». Il permet de mesurer la ressemblance entre deux séries de données, il dépend de la somme des écarts entre les valeurs prévues et les valeurs de référence :

$$\text{fit (\%)} = 100 \times \left(1 - \frac{|\hat{y} - \bar{y}|}{|\bar{y} - \bar{y}|} \right) \quad (1)$$

avec y le vecteur des valeurs de référence, \hat{y} le vecteur des valeurs prévues par le modèle et \bar{y} la moyenne des valeurs de référence. Les normes sont euclidiennes. Ce critère pénalise les erreurs de forte amplitude puisque les différences entre la référence et les prévisions sont mises au carré.

Si les valeurs prévues sont exactement égales aux valeurs de référence alors $\text{fit}=100\%$. Ce critère n'a pas de limite inférieure (il peut même être négatif).

Le second critère (significatif pour la sortie « puissance ») est l'écart relatif en énergie. Il est proportionnel à la moyenne des résidus. Ce critère permet de vérifier la capacité du modèle à prévoir l'énergie consommée par le bâtiment sur l'horizon de prévision,

$$E(\%) = \frac{\int_{t=0}^{t=h} y dt - \int_{t=0}^{t=h} \hat{y} dt}{\int_{t=0}^{t=h} y dt} \times 100 \quad (2)$$

avec h l'horizon de prévision.

Il est aussi utile d'observer la distribution de l'erreur du modèle. Ainsi, si les erreurs ont une distribution gaussienne on conclura que le modèle ne néglige aucun phénomène physique

important⁵. On utilisera ce critère pour valider les modèles inverses et comprendre d'où proviennent les erreurs.

2.4 Analyse et élaboration de modèles inverses « boîte noire »

La littérature contient de nombreuses études sur la modélisation de bâtiment à l'aide de modèles « boîte noire ». Ces études permettent de distinguer deux approches : les modèles paramétriques linéaires et les modèles non-linéaires. Le bâtiment équipé de son système de climatisation, régulé en température est, a priori, un système non linéaire (saturation des systèmes), mais de nombreux auteurs ont choisi de le représenter par des relations linéaires. Dans l'étude qui suit, les valeurs négatives (non physique) sont remplacées par des zéros. Les entrées des modèles « boîte noire » sont présentées dans le tableau 5. La puissance et la température intérieure seront calculées par des modèles séparés.

Le logiciel Matlab avec les toolbox « *System Identification* » et « *Neural Network* » sont utilisés dans cette section.

2.4.1 Modèles paramétriques linéaires « boîte noire »

2.4.1.1 Analyse bibliographique

Le modèle de bâtiment le plus simple est la régression linéaire en fonction de la température extérieure. Cette modélisation statique fonctionne essentiellement en chauffage et sur les bâtiments anciens (peu de fenêtres, mal isolés et sans réduit de température). Depuis la première réglementation thermique (RT 88 pour le non résidentiel) et suite aux nombreuses incitations aux économies d'énergies (grenelle I&II, LOI n° 2010-788), ce cas de figure tend à disparaître. Rabl (Rabl & Rialhe, 1992) montre, sur un cas d'étude (centre commercial climatisé), qu'ajouter une variable d'occupation (en plus de la température extérieure) augmente significativement la précision du modèle. C'est un des premiers auteurs à utiliser la régression linéaire multiple pour prévoir la consommation d'un bâtiment.

Les modèles de type régression linéaire MISO (Multi Inputs Single Output) et MIMO (Multi Inputs Multi Output) se déclinent en plusieurs formulations qui sont présentées dans le tableau 7. Seuls les modèles MISO sont étudiés dans ce chapitre.

⁵ Les phénomènes physiques non modélisés sont négligeables ou se compensent

Nom du modèle	Forme mathématique	Remarque
ARX « Autoregressive with exogenous inputs »	$Ay = Bu + e$	Le bruit est directement couplé à la dynamique du modèle. Il est performant si le ratio bruit sur signal est faible.
OE « Output-Error »	$y = \frac{B}{F}u + e$	Il permet une modélisation indépendante de la dynamique et du bruit.
ARMAX « Autoregressive moving average with exogenous inputs »	$Ay = Bu + Ce$	La dynamique du modèle et le bruit sont couplés, mais ils peuvent être différents pour chaque entrée.
BJ ou ARIMA « Box-Jenkins » ou « Autoregressive integrated moving average »	$y = \frac{B}{F}u + \frac{C}{D}e$	Modèle très flexible, il permet de paramétrer de manière indépendante la dynamique et le bruit, que ce soit au niveau des entrées ou de la sortie.

Tableau 6 : Présentation des différents modèles de régression MISO

Notation :

- y : sortie du modèle (série temporelle)
- u : entrées du modèle (séries temporelles)
- e : bruit blanc qui prend en compte les perturbations non mesurées dans le système étudié
- A, B, C, D et F : matrices à identifier lors de l'apprentissage

Ces modèles peuvent s'écrire sous une forme développée. Voici un exemple pour un modèle ARMAX d'ordre 2 avec une sortie et deux entrées :

$$a_0 y(t) = a_1 y(t_{-1}) + a_2 y(t_{-2}) + b_{11} u_1(t_{-1}) + b_{12} u_1(t_{-2}) + b_{21} u_2(t_{-1}) + b_{22} u_2(t_{-2}) + c_1 e(t_{-1}) + c_2 e(t_{-2}) \quad (3)$$

Un retard d'un pas de temps a été appliqué aux entrées et au bruit (les entrées débutent à partir de « $t-1$ »). Les coefficients a , b et c sont identifiés lors de l'apprentissage. Un exemple concret est présenté dans l'annexe 2.1.

Jiménez (Jiménez, et al., 2008) et (Mustafaraj, et al., 2011) montrent que les modèles de type ARX sont suffisamment performants pour modéliser le comportement thermique du bâtiment. D'autres auteurs comme (Kawashima, et al., 1995) préconisent l'utilisation d'un modèle de type ARIMA. On verra par la suite que le choix du modèle a peu d'impact sur la qualité de la prévision, tandis que l'ordre a un fort impact.

Avec la mise en place de réduits de nuit, les bâtiments sont rarement en régime permanent sur une période de 24 heures. Ainsi, les modèles statiques ne sont plus adaptés à la prévision de charge. Rabi

(Rabl, 1988) compare plusieurs modèles dynamiques pour l'analyse des bâtiments. Un modèle autorégressif de type ARIMA et un modèle d'équations d'état sont comparés sur leurs capacités à prévoir la puissance de chauffage. Les entrées utilisées sont la température extérieure, l'ensoleillement et les consignes de température.

Le modèle d'équations d'état (state space model) est la mise en forme matricielle des équations différentielles linéaires. Il s'écrit sous la forme de deux équations couplées.

$$\begin{aligned}\dot{X} &= AX + Bu + Ke \quad (4) \\ y &= CX + Du + e\end{aligned}$$

On distingue 3 types de variables :

- Les variables d'état (X) : ce sont les variables qu'il faut connaître à tout instant pour comprendre le système
- Les entrées (u) : ce sont les informations que l'on connaît du système (mesures, consignes, etc...) et qui influencent le système
- Les sorties (y) : ce sont les informations que l'on cherche à calculer (prévoir).

Comme pour les modèles de régression, les matrices A, B, C, D et K sont identifiées lors de l'apprentissage. Pour un modèle d'ordre 4 avec 4 entrées, il y a 68 (4^3+4) constantes à identifier en plus des conditions initiales (valeurs des états à $t=0$). Ce type de modèle est aussi étudié par Jiménez (Jiménez & Madsen, 2008) et Richalet (Richalet, 1991).

Wang (Wang & Chen, 2001) propose d'utiliser une autre forme de modèle paramétrique linéaire, il utilise la transformation de Laplace pour créer des modèles de fonction de transfert. En effet, il démontre qu'il est possible de modéliser une paroi multicouche de manière très précise à l'aide d'une fonction de transfert d'ordre 5 (Wang & Chen, 2002). Cette formulation est aussi utilisée par Jiménez (Jiménez & Madsen, 2008).

Dans ce type de modèle, la sortie (y) est une combinaison linéaire des entrées, chaque entrée étant au préalable « filtrée » dans le domaine fréquentiel (transformation de Laplace) par une fonction de transfert.

Voici un exemple de modèle de fonction de transfert MISO :

$$Y = \sum_i H_i U_i + Ke \quad (5)$$

avec H_i la fonction de transfert associée à l'entrée U_i .

Par exemple, une fonction de transfert à 2 pôles, 1 zéro et sans retard s'écrit de la manière suivante :

$$H_i(s) = \frac{K_i(1 - T_{zi}s)}{(1 - T_{s1i}s)(1 - T_{s2i}s)} \quad (6)$$

Lors de l'apprentissage, l'algorithme identifie les constantes K_i , T_{zi} , T_{s1i} et T_{s2i} .

Pour un modèle qui utilise cette forme de fonction de transfert et qui possède 4 entrées, il y a 16 constantes à identifier.

Richalet (Richalet, 1991) et Jiménez, (Jiménez, et al., 2008) montrent qu'il est possible de passer d'un modèle à un autre par transformation mathématique. En effet, il est possible de transformer un modèle d'état en un modèle de fonctions de transfert en appliquant la transformation de Laplace aux modèles d'équations d'état.

$$\text{Soit : } \dot{X} = sX$$

On obtient, à partir de l'équation (4) :

$$Y(s) = (C(PsI - A)^{-1}B + D)U(s) + (sI - A)^{-1}K + I)e(s) \quad (7)$$

Soit :

$$Y(s) = H_1(s)U(s) + H_2(s)e(s) \quad (8)$$

Avec H_1 et H_2 des vecteurs de fonction de transfert :

$$\begin{cases} H_1(s) = C(sI - A)^{-1}B + D \\ H_2(s) = (sI - A)^{-1}K + I \end{cases} \quad (9)$$

De la même manière, il est possible de transformer le modèle d'équations d'état en modèle de régression. A partir de la formulation de l'équation (4) et en passant par une transformation en Z plutôt que par une transformation de Laplace et, si on pose l'hypothèse que les dénominateurs de H_1 et H_2 sont égaux, alors on retrouve la formulation d'un modèle ARMAX.

Une des difficultés lors de l'utilisation de modèle « boîte noire » linéaire est le choix des ordres. En effet, Freire (Freire, et al., 2008) démontre qu'un modèle ARMAX d'ordre 1 est suffisant pour prévoir la température intérieure d'un bâtiment simulé mono zone. Alors que Mustafaraj

(Mustafaraj, et al., 2010) propose de monter jusqu'à l'ordre 3. Pour sa part, Jiménez (Jiménez, et al., 2008) démontre que l'ordre 10 a encore un impact non négligeable sur la prévision de charge (pour un modèle ARX).

Il existe plusieurs algorithmes de minimisation de l'erreur utilisés pour l'identification. Un des plus robustes est celui de Levenberg-Marquardt (LM) proche de celui du gradient ou de Gauss-Newton ; il a l'avantage d'être peu sensible aux conditions initiales (Madsen, et al., 2004), (Ljung, 1987).

2.4.1.2 *Elaboration et test des modèles « boîte noire » linéaires*

Ce paragraphe présente la comparaison de trois modèles paramétriques linéaires sur leur capacité à prévoir les besoins de chauffage, de refroidissement et la température intérieure. L'étude se limite à la comparaison des modèles ARMAX, équations d'état et de fonction de transfert.

Parmi les modèles de régression, seul le modèle ARMAX est testé. En effet, Mustafaraj (Mustafaraj, et al., 2010) démontre qu'il est plus performant que les modèles ARX et OE. Cette conclusion semble logique puisque le modèle ARMAX englobe les modèles ARX et OE. Par exemple, si $C = [1 \ 1 \ 1]$ (pour un modèle d'ordre 3) on retrouve un modèle ARX (voir le tableau 6). Un raisonnement équivalent permet de retrouver le modèle OE. Le modèle BJ n'est pas sélectionné, car il présente des problèmes de robustesse, en effet l'algorithme d'identification ne converge pas lors de l'apprentissage pour le cas d'étude. Cela provient peut-être des matrices au dénominateur, situation que l'on retrouve uniquement pour le modèle BJ.

L'ordre des modèles a un impact conséquent sur leur performance. Partant du principe que parmi plusieurs modèles qui ont les mêmes performances il faut choisir le plus simple, on propose la méthode suivante. A partir du modèle le plus simple (premier ordre) l'ordre est incrémenté à chaque itération et les performances du modèle sont calculées. Cette opération continue jusqu'au moment où il n'y a plus d'amélioration des performances du modèle. Les tableaux de résultats sont présentés dans l'annexe 2.1. Seul le meilleur candidat de chaque type de modèle est présenté dans le tableau 7. On rappelle que la puissance et la température sont calculées par des modèles indépendants. Pour le modèle ARMAX, il est possible d'associer un ordre différent à chaque entrée, ceci n'a pas été fait pour réduire le domaine de recherche.

Nom du modèle	Apprentissage, durée optimale (semaine)	chauffage : une semaine de prévision			refroidissement : 1 semaine de prévision		
		fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)	fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)
Equations d'état d'ordre 1	4	85.8	85.7	-3.2	62.8	63.3	-7.5
	5	83.5	85.0	-5.2	69.6	70.4	-10.0
ARMAX d'ordre 5	4	84.3	77.1	-4.8			
ARMAX d'ordre 3	5				68.0	68.3	-13.3
Fonction de transfert P1Z	4	85.0	85.5	-0.1	65.8	65.9	-27.4

Tableau 7 : Performance des meilleurs candidats en prévision de charge et de température (modèles paramétriques linéaires uniquement), les résultats exhaustifs sont en annexe 2.1

La figure 7 présente les prévisions en chauffage et refroidissement des meilleurs candidats de chaque type de modèle. Elle met en évidence la supériorité du modèle d'équation d'état d'ordre 1 sur les autres modèles.

4 semaines d'apprentissage en chauffage et 5 semaines en refroidissement sont nécessaires pour identifier les 30 paramètres du modèle. Les prévisions en chauffage sont satisfaisantes, les erreurs en énergie sont relativement faibles (3% pour le modèle d'équations d'état). Par contre, en mode refroidissement, les erreurs relatives en énergie sont de l'ordre de 10%, ce qui correspond à l'ordre de grandeur des réductions d'énergie attendu par une gestion intelligente du bâtiment. De plus, les performances sont inférieures à celles en chauffage, de l'ordre de 15%. Les phénomènes physiques responsables du besoin de froid sont l'ensoleillement les gains internes, la température extérieure joue un rôle de faible amplitude. En revanche, c'est essentiellement la température extérieure qui crée les besoins de chauffage. Ces phénomènes sont plus ou moins complexes à modéliser ce qui peut expliquer les différences de performance.

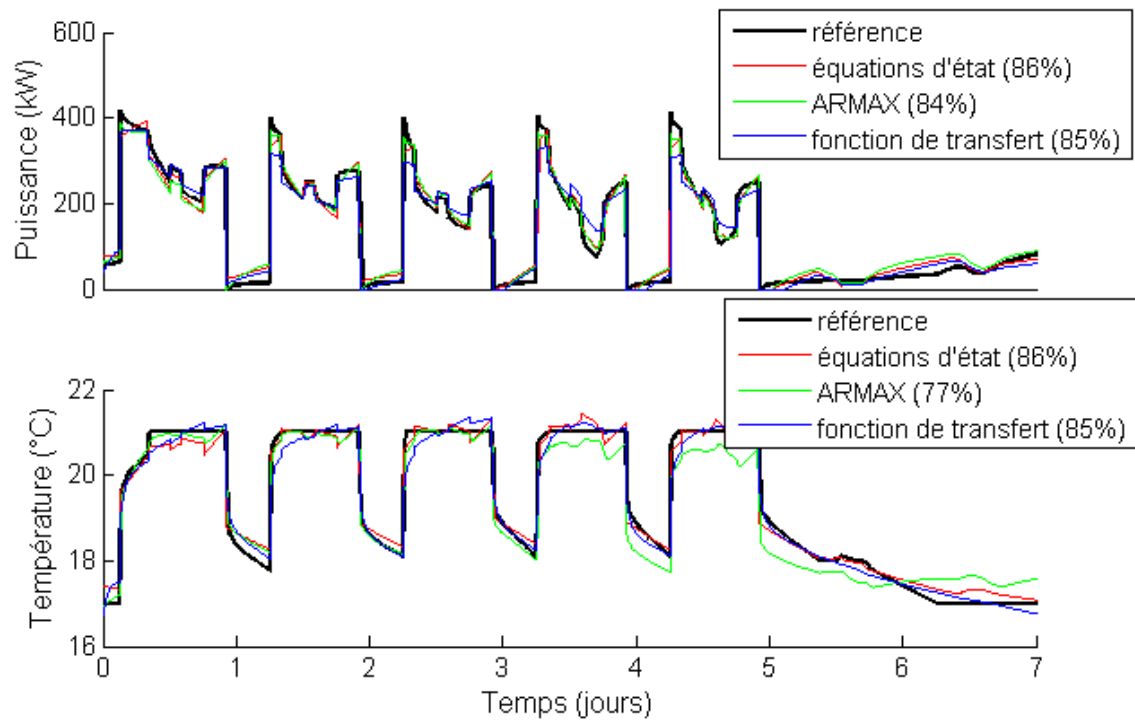


Figure 7 : Prédiction de puissance et de température des meilleurs candidats de chaque famille de modèles paramétriques linéaires (une semaine en février)

Plusieurs phénomènes sont mal modélisés par les modèles en chauffage :

- Chaque zone du bâtiment sature à des moments différents de la relance, ce que le modèle ne peut pas prendre en compte, car il est mono zone et linéaire ;
- La température en sortie de modèle oscille autour de la consigne sans jamais se stabiliser.

Les courbes mettent en évidence que les modèles représentent correctement l'impact des gains internes (pic de puissance en milieu de journée) et l'impact de l'ensoleillement (baisse des besoins dans l'après-midi). Les réduits de nuit sont proches de la référence, notamment les décroissances de température intérieure.

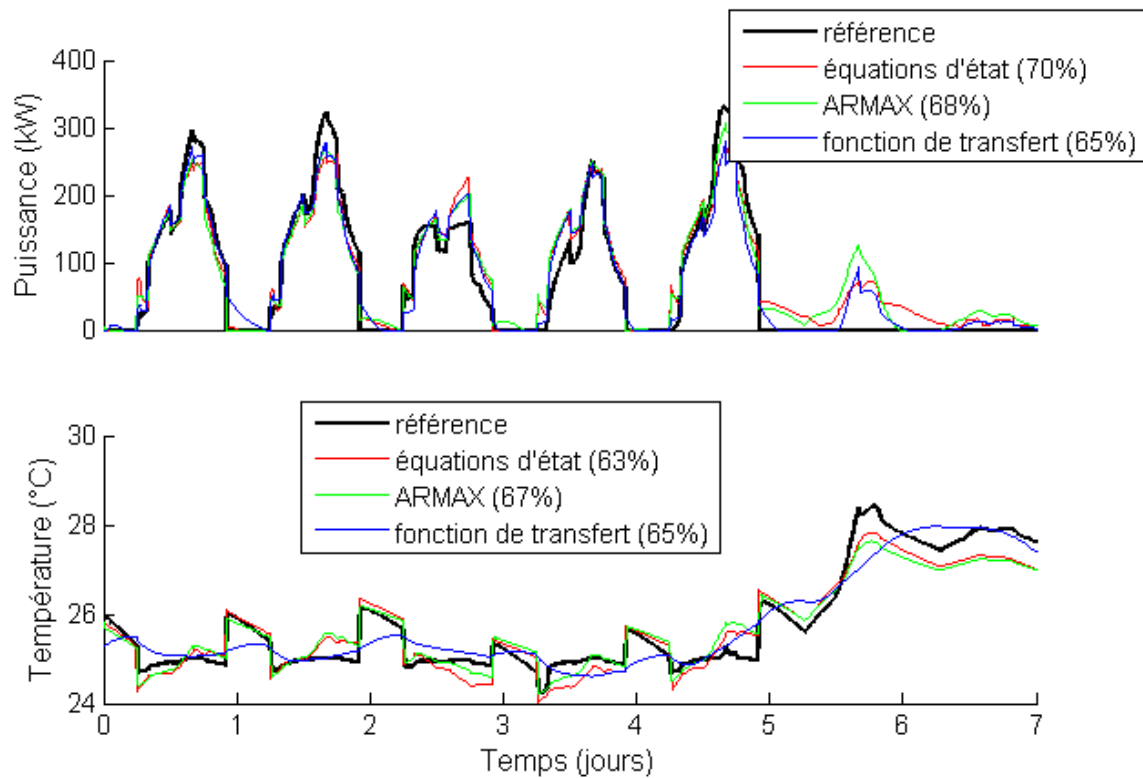


Figure 8 : Prédiction de puissance et de température des meilleurs candidats de chaque famille de modèles paramétriques linéaires (une semaine en juillet)

La figure 8 compare les 3 modèles paramétriques linéaires les plus performants de chaque famille en refroidissement. Le modèle d'équations d'état présente toujours le meilleur fitting. Il est difficile de trouver l'origine des erreurs de prévision, car les sorties des modèles sont éloignées de la référence. On retrouve la forme globale de la courbe de charge, mais avec une erreur d'amplitude (décalage selon Y). Le modèle semble mal modéliser l'état énergétique lors des réduits de nuit, mais l'impact des entrées est bien modélisé. Les limites des modèles paramétriques linéaires sont particulièrement visibles le weekend (jours 6 et 7) en puissance, où l'on observe des erreurs de grande amplitude.

Plusieurs horizons (durées) de prévision sont testés. La figure 9 présente les résultats en chauffage et la figure 10 en refroidissement. En chauffage, les performances des modèles sont stables dans le temps alors qu'en refroidissement on observe deux tendances. La qualité de la prévision en puissance décroît régulièrement avec le temps et perd 20% environ en 14 jours. La qualité de prévision de la température est globalement faible les 5 premiers jours et augmente lorsque le weekend est compris dans la période de validation. En effet, la variance de température est élevée le weekend (jours 6 et 7), ce qui favorise le fitting.

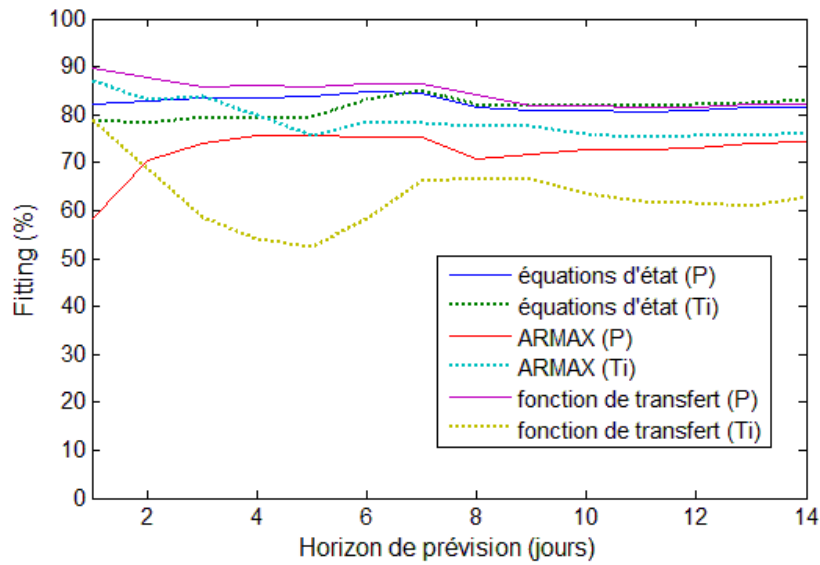


Figure 9 : Performances des modèles en chauffage en fonction de l'horizon de prévision (4 semaines d'apprentissage)

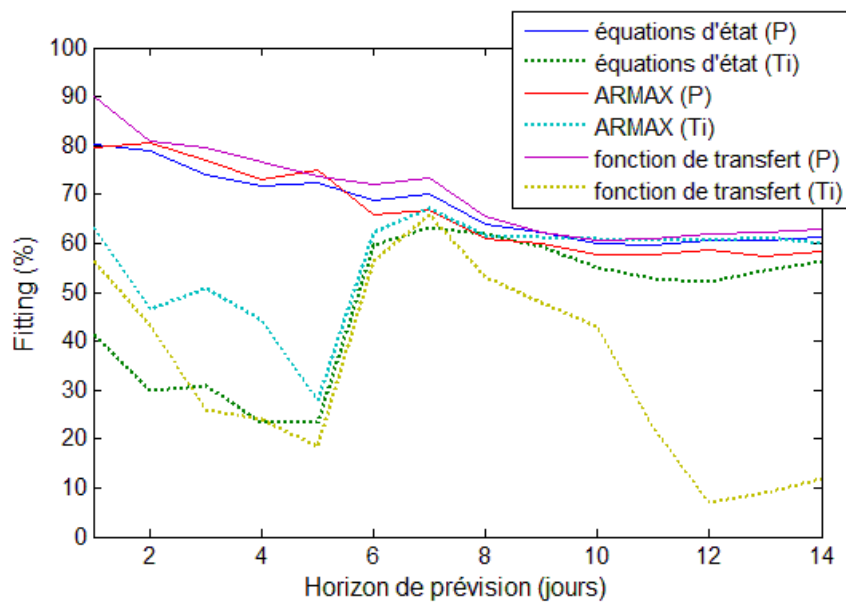


Figure 10 : Performances des modèles en refroidissement en fonction de l'horizon de prévision (4 semaines d'apprentissage)

Les résultats en chauffage sont comparables à ceux de la littérature. Des modèles simples peuvent représenter le comportement thermique d'un bâtiment multizone. La conclusion est différente pour le refroidissement où les performances sont bien moins bonnes (fitting à 70% environ et erreurs relatives en énergie à 10% environ). Mustafaraj (Mustafaraj, et al., 2011), Yao (Yao, et al., 2004) et Kawashima (Kawashima, et al., 1995) ont réalisé des études en refroidissement, mais les modèles ont été validés sur un horizon de prévision allant de quelques heures à une journée. Or il a été montré que le fitting est élevé les premiers jours et décroît lorsque l'horizon de prévision s'éloigne.

Seul Freire (Freire, et al., 2008) présente une étude où l'horizon de prévision est de 15 jours dans laquelle il prévoit la température intérieure d'un bâtiment de bureaux (simulé). Les erreurs de prévision de température observées sont du même ordre de grandeur que celles obtenues pour le modèle d'équations d'état.

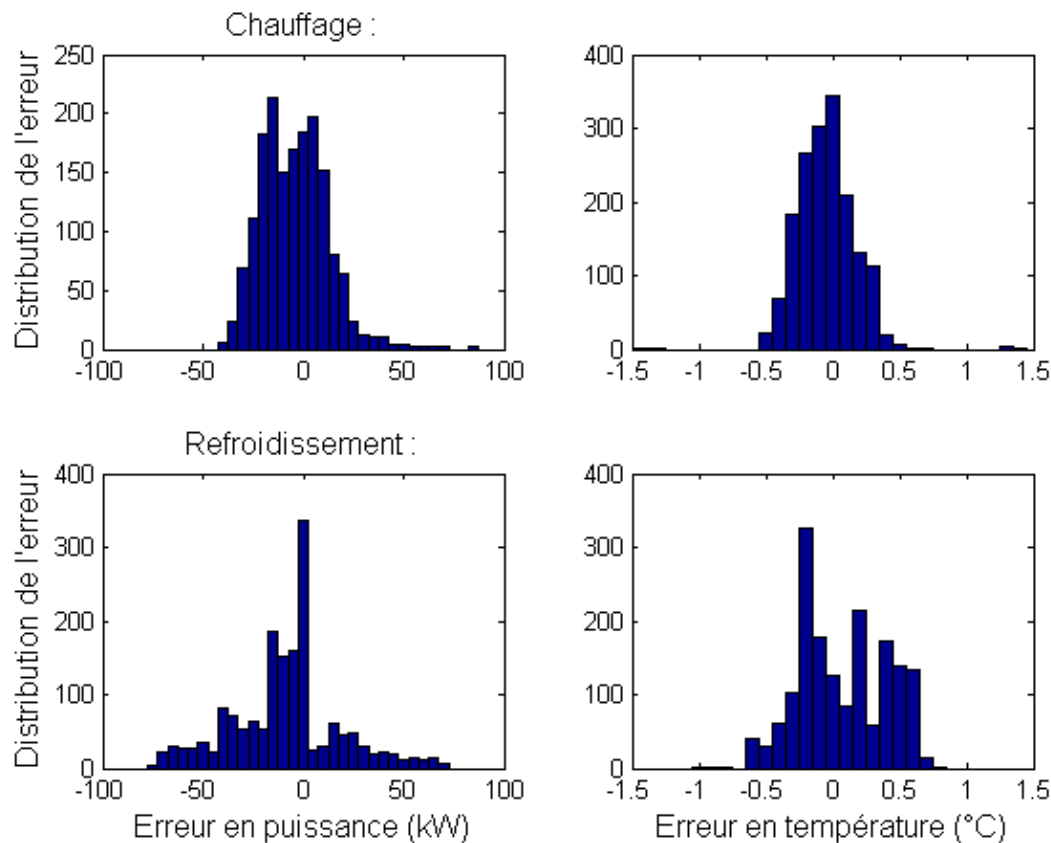


Figure 11 : Histogramme des erreurs de prévision en chauffage et refroidissement du modèle d'équations d'état

Les histogrammes des erreurs de prévision (figure 11) ont une distribution gaussienne en chauffage. En refroidissement la distribution est plus chaotique et les erreurs de grande amplitude plus fréquentes.

Il n'est pas envisagé à ce stade de l'analyse d'utiliser de tels modèles en refroidissement. Par contre les modèles en chauffage semblent suffisamment performants, mais il faut vérifier qu'ils sont capables de réagir à des situations inédites (effacement), absentes de la période d'apprentissage.

2.4.2 Modèle « boîte noire » non linéaire : exemple des réseaux de neurones

2.4.2.1 Analyse bibliographique

Ce paragraphe propose l'étude d'un modèle non-linéaire de type réseau de neurones (ANN⁶) qui, contrairement aux modèles paramétriques linéaires, devrait être capable de modéliser les phénomènes non linéaires et d'interpréter les entrées. Il existe plusieurs modèles non linéaires « boîte noire » potentiellement adaptés à la prévision de charge dans le bâtiment (Support Vecteur Machine, krigeage,...). Dans cette analyse, seul le modèle de réseau de neurones est testé, car il a fait ses preuves pour la prévision de séries temporelles alors que les autres modèles sont surtout utilisés comme algorithme de tri (Moutarde, 2008).

Ce modèle mathématique s'inspire des réseaux de neurones biologiques, ce sont les connexions (poids) entre les entrées/sorties et la forme du réseau qui déterminent sa fonction (Hastie, et al., 2008). Pour entraîner le réseau de neurones à un objectif particulier, les poids sont ajustés jusqu'à ce que la performance du réseau soit jugée satisfaisante (par une méthode de Levenberg-Marquardt dans cette étude). L'apprentissage du modèle est stochastique, car l'initialisation des poids est aléatoire, et à chaque exécution ces derniers convergent vers des valeurs différentes. Pour obtenir un modèle performant, il est nécessaire d'exécuter plusieurs apprentissages (optimisation des poids pour minimiser l'erreur de prévision) et de sélectionner le modèle le plus performant.

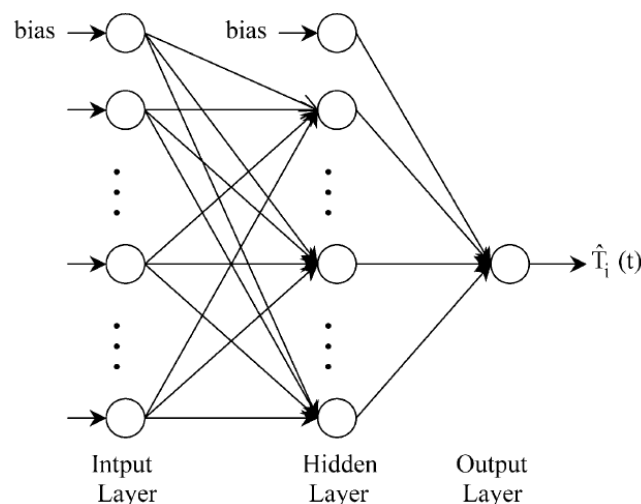


Figure 12 : Exemple d'un réseau de neurones avec une couche cachée et la température en sortie (Mechaqrane & Zouak, 2004)

La forme mathématique générale du réseau de neurones est la suivante :

⁶ Artificial Neural Network

$$y = \sum_{m=1}^M g_m(w_m u) \quad (11)$$

- W_m sont les poids des neurones, déterminés lors de l'apprentissage.
- M est le nombre de poids du réseau
- g_m sont des fonctions données a priori
- y et u sont respectivement les vecteurs « sortie » et « entrée » du modèle

Les phénomènes de saturation sont modélisés grâce à une fonction sigmoïde (la fonction « g_m ») incluse dans les neurones de la couche cachée. Elle est présentée dans la figure 13.

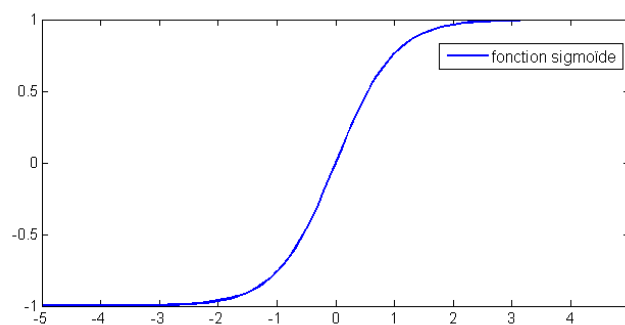


Figure 13 Fonction sigmoïde présente dans les neurones de la couche cachée

Plusieurs auteurs utilisent un réseau de neurones pour modéliser le comportement thermique d'un bâtiment. Ces études montrent que les réseaux de neurones sont performants pour prévoir la température intérieure d'un bâtiment complexe (Mechaqrane & Zouak, 2004), (Mustafaraj, et al., 2011) ainsi que les besoins en chauffage et en refroidissement dans un immeuble de bureaux (Kawashima, et al., 1995). Cependant, ils mettent en évidence trois difficultés inhérentes aux réseaux de neurones qui sont : le choix de l'architecture, la durée de l'apprentissage et le critère d'arrêt. Les auteurs sont d'accord pour utiliser des modèles à une couche cachée, mais le nombre de neurones dans la couche cachée varie de 10 (Mechaqrane & Zouak, 2004) à 17 (Moon & Kim, 2010). La durée d'apprentissage varie de 2 jours (Mustafaraj, et al., 2011) à 2 ans (Ben-Nakhi & Mahmoud, 2004). Kramer (Kramer, et al., 2012) présente une vue d'ensemble des méthodes d'apprentissage et des critères d'arrêt. Une des méthodes les plus simples consiste à diviser les données d'apprentissage en deux, une partie des données étant réservée à l'identification des poids des neurones, et l'autre servant à vérifier, à chaque itération, qu'il n'y a pas de dégradation de la prévision (phénomènes de sur-apprentissage). Cette technique sera utilisée par la suite.

2.4.2.2 Test d'un réseau de neurones de type « NNARX »

Dans cette analyse, des réseaux de neurones de type NNARX⁷ sont utilisés. Cela consiste à reprendre les mêmes entrées que pour le modèle ARX (avec des délais), les sorties prévues étant directement injectées comme entrée au pas de temps suivant. La forme du modèle est présentée dans la figure 14. Mechaqrane (Mechaqrane & Zouak, 2004) présente une étude très complète du modèle NNARX pour prévoir la température intérieure d'un bâtiment. Dans cette analyse, on reprend l'architecture préconisée par Mechaqrane (notamment pour l'ordre des entrées). On vérifie que le modèle est performant en faisant varier les paramètres suivants :

- le nombre de neurones dans la couche cachée (de 6 à 14)
- la durée de l'apprentissage (de 1 à 6 semaines)
- les entrées (mais pas les ordres)

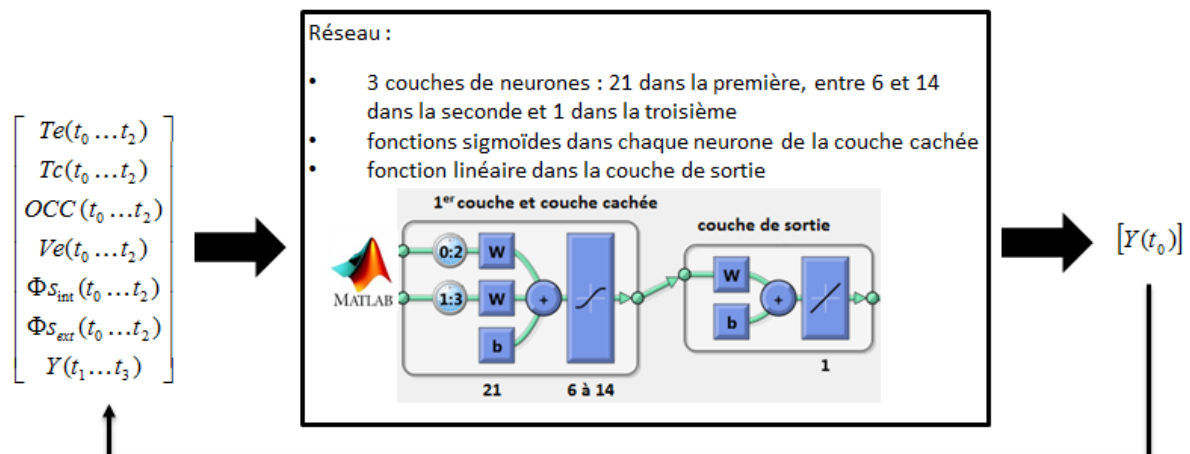


Figure 14 : Présentation du type de réseau de neurones utilisé

Chaque architecture de modèle est exécutée 10 fois et seul le modèle le plus performant est retenu.

Variation du nombre de neurones cachés (de 6 à 14) avec 4 semaines d'apprentissage			
sortie	climat	nombre de neurones du meilleur candidat	fitting (%)
P	été	10	73.7
Ti	été	10	84.1
P	hiver	14	82.7
Ti	hiver	14	84.0

Tableau 8 : Performance des meilleurs candidats, variation du nombre de neurones dans la couche cachée

⁷ Neural Network Auto regressive with eXogenous inputs

Les réseaux à 10 neurones dans la couche cachée en refroidissement et 14 en chauffage présentent les meilleurs fittings. A partir des architectures de réseaux présentés dans le tableau 8, on fait varier la durée d'apprentissage. Le tableau 9 présente les durées d'apprentissage ayant le plus haut « fitting ».

Variation de la durée d'apprentissage (1 à 6 semaines) avec les architectures sélectionnées dans le tableau 8			
sortie	climat	durée d'apprentissage du meilleur candidat (semaines)	fitting (%)
P	été	2	79
Ti	été	4	84.1
P	hiver	6	83.5
Ti	Hiver	4	84.0

Tableau 9 : Performance des meilleurs candidats, variation de la durée de l'apprentissage.

Les réseaux de neurones ont la possibilité « d'interpréter » les entrées. Il est intéressant de faire l'économie du modèle d'ensoleillement nécessaire au calcul des gains solaires, et aussi de laisser au réseau la possibilité de définir le taux d'occupation du bâtiment à partir des heures de la journée et d'une variable qui différencie les jours de semaine des jours de weekend. Ainsi, dans le premier test on remplace les gains solaires (Φ_{Sint} et Φ_{Sext}) par le flux global horizontal. Dans le second test, la variable d'occupation (OCC) est remplacée par les heures de la journée (au pas de temps 6 minutes) et par une variable binaire (1 pour la semaine et 0 pour le weekend). Les résultats de cette étude sont présentés dans le tableau 10. Les performances de ces modèles sont plus faibles que celles présentées précédemment, les réseaux de neurones considérés ne semblent pas capables d'interpréter totalement ces entrées. Cette configuration reste tout de même intéressante lorsqu'on n'a pas de modèle d'ensoleillement ou de profil d'occupation connus.

Variation des entrées du modèle à partir des meilleurs candidats :			
sortie	climat	Test 1 (fit %)	Test 2 (fit %)
P	été	76.9	67.7
Ti	été	72.1	54.7
P	hiver	75.3	58.7
Ti	hiver	63.5	67.2

Tableau 10 : Performance des meilleurs candidats, variation des entrées

Dans la suite de l'analyse, les meilleurs candidats pour chaque climat (hiver/été) et chaque sortie (P/Ti) sont analysés sur une semaine de prévision.

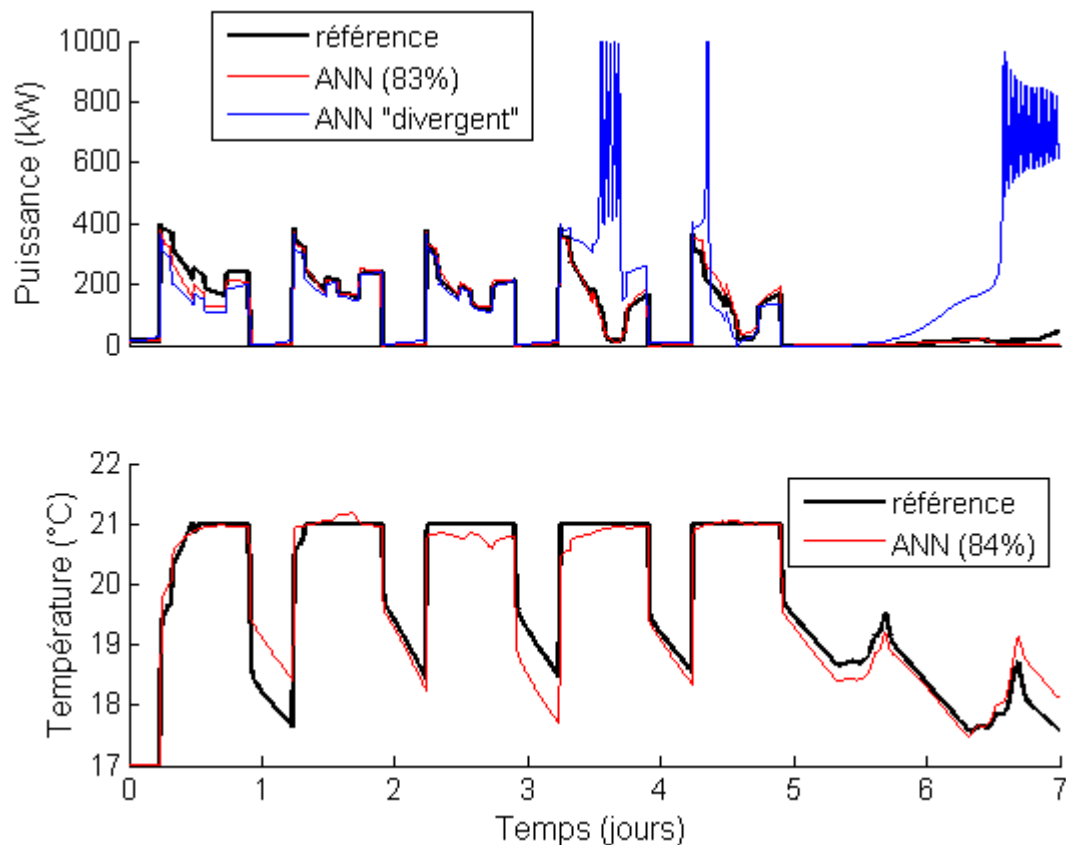


Figure 15 : Prédiction en puissance et température, meilleur candidat (en rouge) et exemple de modèle « divergent » en bleu, une semaine en février.

En chauffage, les modèles de réseau de neurones semblent aussi performants que les modèles d'équations d'état. Certaines journées sont parfaitement prévues, avec par exemple un fitting proche de 90% le 3^{ème} jour (figure 15 en puissance) alors que la prévision du 1^{er} jour est bien inférieure (fit=70%). Ce phénomène est caractéristique des réseaux de neurones, il n'y a pas de dégradation des performances en fonction de l'horizon de prévision, mais plutôt des périodes mal modélisées sans raison apparente. Ce phénomène est aussi visible en température où le réduit de nuit des 2^{ème} et 4^{ème} jours est parfaitement modélisé alors que celui du 1^{er} et du 3^{ème} jour contiennent des erreurs de grande amplitude.

En bleu sur la figure 15 est présenté un cas particulier d'un réseau de neurones qui diverge. Les trois premiers jours, la prévision est performante puis une erreur de grande amplitude, accompagnée d'oscillations rapides apparaît. Ce type d'erreur est observé sur environ 1/10^{ème} des réseaux de neurones testés. En effet, l'initialisation du poids des neurones est aléatoire et à chaque apprentissage les modèles convergent vers des résultats différents (apprentissage stochastique).

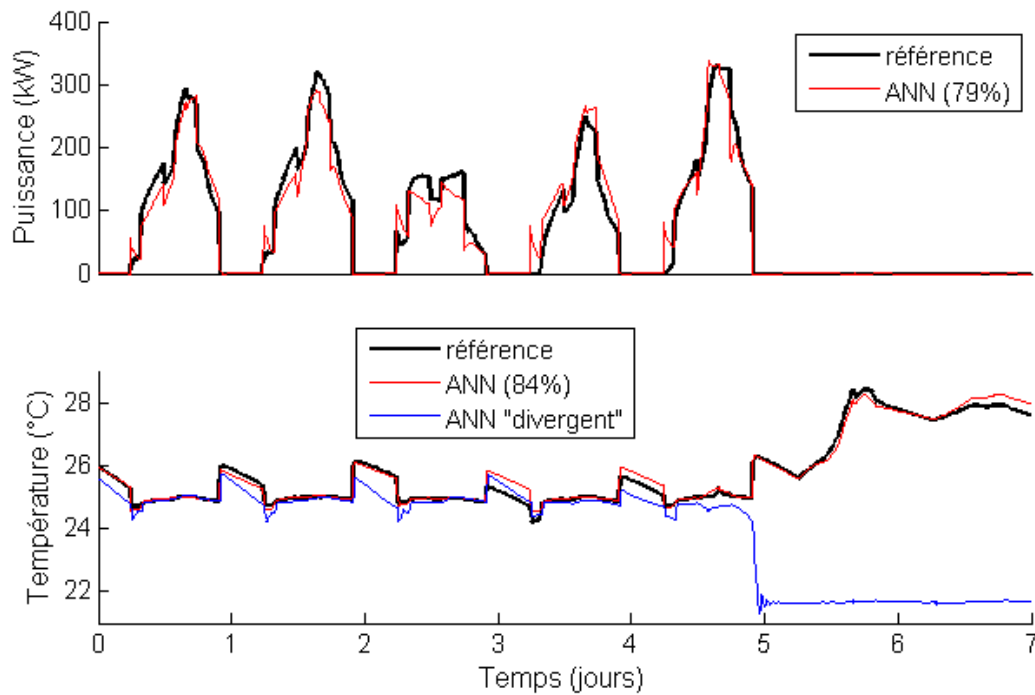


Figure 16 : Prédiction en puissance et température, meilleur candidat (en rouge) et exemple de modèle « divergent » en bleu, une semaine en juillet.

En refroidissement, le modèle NNARX est plus performant que le modèle d'équations d'état (environ 10 points de plus en puissance et 15 points en température). On observe le même phénomène de « divergence » (courbe bleue), mais cette fois-ci en température. La présence de fonctions sigmoïdes dans le modèle permet de modéliser les phénomènes de saturation, et aussi d'empêcher des divergences de trop grande amplitude. Par exemple, la courbe bleue de la figure 16 diverge à partir de la fin du 5^{ème} jour, mais se stabilise à 22 °C (la fonction sigmoïde est saturée).

Mustafaraj (Mustafaraj, et al., 2011), Kawashima (Kawashima, et al., 1995) et Mechaqrane (Mechaqrane & Zouak, 2004) comparent des modèles de réseaux de neurones avec des modèles linéaires. Dans chacun de ces articles, le modèle de réseau de neurones est jugé plus performant, mais sa robustesse est rarement discutée. Une part non négligeable des réseaux identifiés présentent des phénomènes d'instabilités préjudiciables lors de leur installation sur site, où il n'est pas possible de faire la part entre les NNARX stables et ceux qui ne le sont pas. Malgré des performances très satisfaisantes l'utilisation de modèles « non robustes » lors de l'apprentissage ne semble pas adaptée au pilotage et à l'optimisation de bâtiments. La conclusion serait différente si l'on visait un horizon de prévision de quelques heures (Salque, et al., 2012).

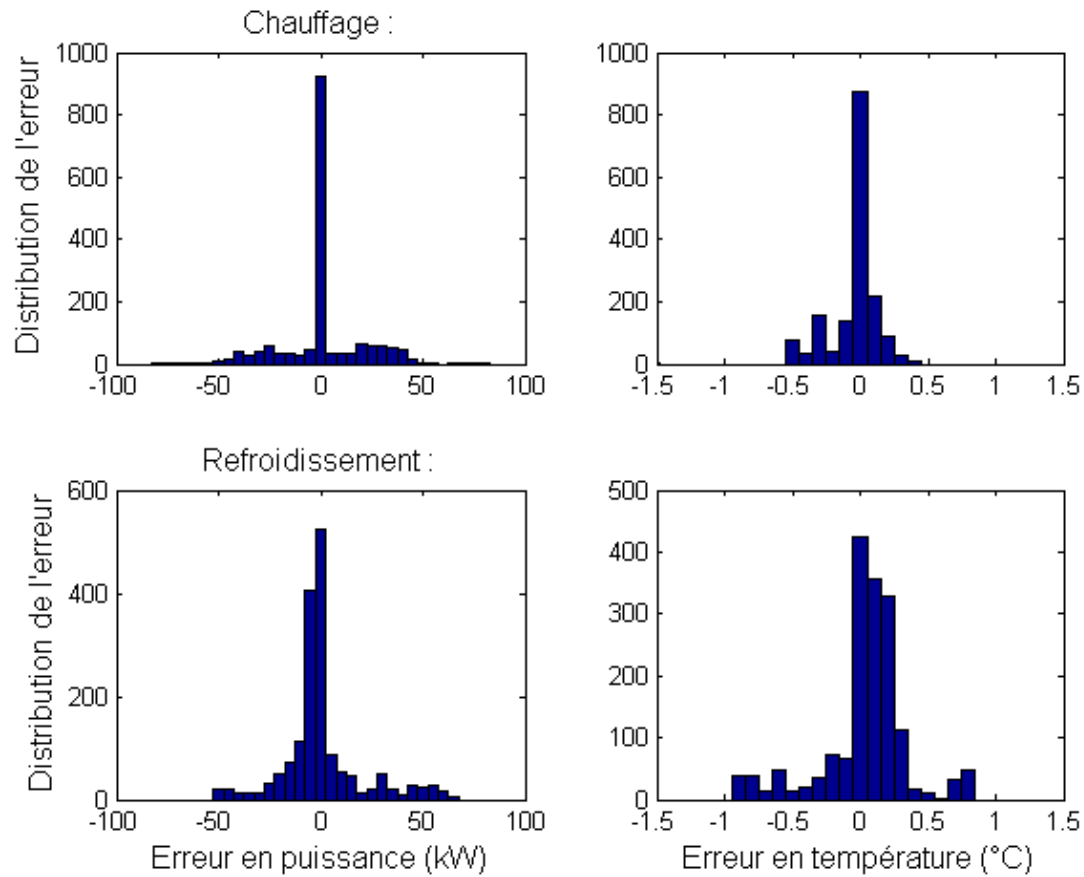


Figure 17 : Histogramme des erreurs de prévision en chauffage et refroidissement du modèle de réseau de neurones

La distribution des erreurs (figure 17) est centrée autour de zéro et présente peu de dispersion. De plus la majorité des erreurs sont de très faible amplitude, inférieure à 5 kW en puissance et inférieure à 0.3 °C en température. Seules les erreurs des modèles « stables » sont présentées.

2.4.3 Bilan sur les modèles « boîte noire »

L'analyse a montré qu'il est possible de modéliser un bâtiment multizone à l'aide de modèles linéaires simples. En chauffage, tous les modèles linéaires testés sont performants. En refroidissement, ils sont moins performants, mais l'amplitude des erreurs reste acceptable (résultats cohérents avec la littérature). Ce sont les modèles d'équations d'état qui sont retenus parmi les modèles paramétriques linéaires testés. Le modèle de réseau de neurones a des performances équivalentes à celles des équations d'état en chauffage. Mais en refroidissement, il le surpasse largement. Ce modèle présente un risque de divergence non maîtrisable qui est préjudiciable à son utilisation sur site.

Auteur	Modèles « boîte noire » ⁸						
	ARX	OE	ARMAX	BJ/ARIMA	Equations d'état	Fonction de transfert	ANN
Rabl, 1988,1992				P	P		
Richalet, 1991			P		P		
Kawashima, 1995				P/P			P/P
Boaventura, 1997	Ti/Ti		Ti/Ti				
Wang, 2001-2002						Ti	
Frausto, 2003	Ti/Ti		Ti/Ti				
Lowry, 2004	Ti	Ti		Ti			
Ben Nakhi, 2004							P
Mechaqrane, 2004	Ti						Ti
Yao, 2004				P			P
Moreno, 2007	Ti		Ti				
Jimenez 2008-2009	Ti		Ti		Ti	Ti	
Freire, 2008			Ti/Ti				
Mustafaraj, 2010-2011	Ti/Ti	Ti/Ti	Ti/Ti	Ti/Ti			Ti
Moon, 2010							P

« Ti » : prévision de température, « P » prévision de puissance, « rouge » : chauffage, « bleu » : refroidissement

Tableau 11 : Tableau récapitulatif des articles sur la modélisation de bâtiments à l'aide de modèles « boîte noire »

Le tableau 11 met en évidence l'originalité de notre étude. En effet la littérature présente surtout des analyses en température et quelques-unes en puissance, mais jamais les deux en même temps. Cette étude compare 4 modèles en chauffage et refroidissement sur leur capacité à prévoir soit la température intérieure soit la puissance.

⁸ En gras, les modèles testés dans ce chapitre

2.5 Elaboration de modèles contraints dits « boîte grise »

2.5.1 Analyse bibliographique

Le principe de la modélisation « boîte grise » est d'utiliser une représentation physique simplifiée du système étudié et d'identifier les paramètres de ce modèle afin de minimiser les erreurs de prévision. Les bâtiments peuvent être modélisés par des équations différentielles dynamiques simples représentant les phénomènes de conduction, de convection et des phénomènes capacitifs. Ces équations ont été largement étudiées dans la littérature, notamment par Laret (Laret, 1980) et Roux (Roux, 1984).

Aujourd'hui, de nombreux auteurs proposent de prévoir les besoins de chauffage ou de refroidissement et la température intérieure à l'aide de modèles « boîte grise », mais peu de discussions portent sur la recherche d'un bon compromis entre précision et simplicité des modèles ou sur les bonnes pratiques (durée de l'apprentissage par exemple) pour l'identification des paramètres. Fux (Fux, et al., 2012) compare des modèles d'ordre 1 à 4 sur leur capacité à prévoir la température intérieure. Il utilise une période d'inoccupation de 12 jours pour identifier les paramètres du modèle et montre qu'une équation différentielle d'ordre 1 est suffisamment performante. Bacher (Bacher & Madsen, 2011) compare 10 modèles « boîte grise » (ordre 2 à 5) sur leur capacité à prévoir la température intérieure. Dans cette étude, la puissance de chauffage est une entrée qui est spécialement contrôlée pour solliciter le modèle sur un grand domaine fréquentiel. Les données d'apprentissage sont issues d'un immeuble inoccupé. Cette méthodologie n'est pas applicable sur la plupart des bâtiments réels. En effet, la puissance est une sortie du modèle et non une entrée, de plus l'identification doit pouvoir se faire en conduite habituelle du bâtiment et en période occupée.

L'ordre des modèles proposés varie de 1 à 8 (Braun & Chaturvedi, 2002). Palomo (Palomo Del Barrio, et al., 2000) utilise des modèles simplifiés d'ordre 2 à 6 pour représenter une maison individuelle multizones. Elle conclut que, pour le bâtiment testé, l'ordre 2 est suffisant pour prévoir la consommation journalière, mais qu'un ordre 4 est nécessaire pour obtenir une prévision fine de la puissance et de la température. Mejri (Mejri, et al., 2011) montre qu'à partir de l'ordre deux il n'y a pas d'amélioration visible des prévisions et que les résultats peuvent même se dégrader. Ces tests ont été effectués sur un bâtiment de bureau d'un étage avec des modèles allant de l'ordre 1 à 5 en prévision de puissance et de température. A la différence des modèles « boîte noire », les modèles « boîte grise » permettent de prévoir simultanément la puissance et la température, les deux étant liées par des équations physiques.

Globalement les auteurs sont d'accord pour désigner l'ordre deux comme le modèle le plus simple pour prévoir la température et la puissance d'un bâtiment complexe. Dans la suite de l'analyse, on cherchera à définir la forme optimale à partir d'un modèle R4C2, utilisé notamment par Zayane (Zayane, 2011), Fraisse (Fraisse, et al., 2002) et Alaoui (Alaoui El Azher, 1992).

Le nombre de données utilisées pour l'apprentissage varie d'un facteur 1 à 9 dans la littérature (tableau 12). C'est pourquoi il semble intéressant d'étudier l'influence de ce paramètre sur la qualité des prévisions. Il s'agit de définir la durée d'apprentissage qui permet de maximiser le fitting (au pas de temps 6 minutes).

Auteur	Ordre du modèle	Durée de l'apprentissage (jours)	Pas de temps (min)	Nombre de données
(Madsen & Holst, 1995)	2	4	10	576
(Coley & Penman, 1992)	2	10	30	300
(Braun & Chaturvedi, 2002)	8	7 à 14	60	168-336
(Hazyuk, et al., 2011)	2	60	60	1440

Tableau 12 : Présentation des différents jeux de données utilisés dans la littérature pour l'apprentissage de modèles

2.5.2 Elaboration et test de modèles « boîte grise »

2.5.2.1 Présentation des modèles étudiés

Les modèles sont représentés sous la forme de réseaux thermiques. Elle permet d'écrire des équations différentielles sous la forme de réseau de résistances et de capacités.

Notation Electrique :	Analogie thermique :
Courant (A)	Flux thermique (W)
Tension (V)	Température (°C)
Résistance électrique (Ohm)	Résistance thermique (K/W)
Capacité électrique (Farad)	Capacité thermique (J/K)

Tableau 13 : analogie électrique et thermique

Un modèle dit « RxCy » est construit à partir de « x » résistances et « y » capacités. Le tableau 13 présente les équivalences entre les notations utilisées en électricité et en thermique.

Le modèle R4C2 est un des modèles physiques les plus simples décrits dans la littérature. Il est souvent appelé R3C2 ou 3R2C lorsque la ventilation mécanique n'est pas variable (pour les bâtiments d'habitation). Il décompose le comportement thermique du bâtiment en deux

dynamiques : l'une rapide, qui correspond à l'air intérieur et les meubles et l'autre, plus lente, qui correspond aux parois (murs, planchers, plafonds). La répartition des éléments physiques du bâtiment entre ces deux dynamiques reste floue, c'est pourquoi on parle de « boîte grise » et non de modèle physique. En plus de ces phénomènes dynamiques, le modèle R4C2 représente 3 phénomènes statiques qui sont la conduction dans les murs du bâtiment (T_m), la convection entre l'air intérieur (T_i) et les murs, et un phénomène mixte (convection, conduction et porosité) qui correspond aux vitres (inertie faible) et aux infiltrations d'air. Le débit (variable) de la ventilation mécanique est modélisé par une résistance variable qui tend vers l'infini lorsque la ventilation est éteinte.

Le modèle R4C2 sert de base à la formation de 3 modèles plus complexes appelés R6C2, R6C3 et R7C3. Les modèles et leurs notations sont présentés dans le tableau 14 et le tableau 15.

Le modèle R6C2 est supposé mieux prendre en compte les apports solaires. En effet, deux nœuds spécifiques (T_s et T_h) divisent les gains solaires en deux flux. Pour le flux arrivant sur les murs intérieurs, une partie impacte directement le nœud du mur et l'autre le nœud de l'air. Le ratio est déterminé lors de l'identification des paramètres R_i et R_s . Pour le flux solaire arrivant sur les murs extérieurs, une partie impacte la capacité des murs à travers l'isolation et l'autre est directement dissipée dans l'air extérieur par un phénomène de convection (à travers R_e).

Le modèle R6C3 a une capacité en plus au niveau du nœud T_s . Ainsi, le flux solaire impactant les murs intérieurs n'est stocké que dans les premiers centimètres de la paroi. Cela permet de mieux modéliser les décharges rapides entre la capacité du mur et la capacité de l'air. Le modèle R7C3 a une architecture proche du R6C2 sauf que le mur est représenté par deux capacités et résistances égales. Même si les modèles complexes représentent mieux la réalité, ils ont le désavantage d'avoir plus de paramètres à identifier.

Malisani (Malisani, et al., 2010) et Alaoui (Alaoui El Azher, 1992) proposent d'identifier les dynamiques séparément en filtrant les entrées du modèle (chaque entrée est décomposée en une dynamique rapide et lente). Cette solution n'est pas retenue, car elle nécessite une analyse fine de chaque entrée et ne permet pas un déploiement rapide des modèles sur un grand nombre de bâtiments.

Ainsi, le modèle R4C2 (tableau 14) s'écrit sous forme d'équations par une loi des nœuds en termes de potentiels en T_i et T_m :

$$C_i \frac{dT_i(t)}{dt} = \frac{(T_m(t) - T_i(t))}{R_i} + \frac{(T_e(t) - T_i(t))}{R_v(t)} + \frac{(T_e(t) - T_i(t))}{R_f} + source_1 \quad (12)$$

$$C_m \frac{dT_m(t)}{dt} = \frac{(T_i(t) - T_m(t))}{R_i} + \frac{(T_e(t) - T_m(t))}{R_e} + source_2 + source_3 \quad (13)$$

- La source 1 correspond aux gains internes convectifs :

$$\begin{cases} source_1 = (1 - a) \cdot G \cdot OCC(t) + P(t) \\ P < P_{\max} \end{cases} \quad (14)$$

Les modèles « boîte grise » ont la puissance maximale (P_{\max}) pour entrées. Cette valeur n'est pas évidente à interpréter, c'est pourquoi un paragraphe lui est consacré (section 2.7).

- La source 2 correspond aux gains internes radiatifs :

$$source_2 = a \cdot G \cdot OCC(t) + \Phi_{s_{\text{int}}}(t) \quad (15)$$

- Et la source 3 correspond aux gains externes radiatifs :

$$source_3 = \Phi_{s_{\text{ext}}}(t) \quad (16)$$

La régulation est modélisée de façon simplifiée. **A chaque pas de temps, la température intérieure atteint la consigne à condition que la puissance thermique nécessaire soit inférieure à P_{\max} .** De plus, les systèmes de chauffage peuvent se déclencher uniquement si la température intérieure est inférieure à 21°C et les systèmes de refroidissement uniquement si la température intérieure est supérieure à 25°C (les valeurs de seuils peuvent être adaptées lors des optimisations). Par exemple, lors d'un réduct de nuit en hiver, les systèmes de refroidissement ne peuvent pas se mettre en marche, et le bâtiment est en régime libre jusqu'à qu'il atteigne la nouvelle consigne. Il reste possible d'observer des puissances de chauffage et de refroidissement lors d'une même journée en mi-saison.

Nom du modèle	Analogie électrique
R4C2 (la source 3 est négligée)	
R6C2	
R6C3	
R7C3	

Tableau 14 : Présentation des modèles de bâtiment étudiés sous la forme d'analogie électrique

Symbole	Description	Valeur initiale du bâtiment étudié
C_i (J/K)	Capacité de l'air intérieur et du mobilier	6.8×10^7
C_m (J/K)	Capacité des murs (bati)	6.4×10^9
R_i (K/W)	Résistance de convection intérieure	1.7×10^{-5}
R_s et R_m (K/W)	Résistance de conduction des murs (isolation)	$R_s + R_m = 5.8 \times 10^{-4}$ $R_s = R_i$
R_e (K/W)	Résistance de convection extérieure	1.7×10^{-5}
R_f (K/W)	Résistance équivalente aux infiltrations et aux vitres	1.8×10^{-4}
R_v (K/W)	Résistance équivalente à la ventilation mécanique	Flux d'air variable (0.9 vol/h de 6h à 22h en semaine et 0 vol/h le reste du temps)
G (W)	Gain maximum dû à l'occupation	1.2×10^5 (14 W/m ²)
a	Part radiative des gains internes	0.4

Tableau 15 : Récapitulatif des valeurs à identifier des différents modèles

Les paramètres identifiés sont présentés dans le tableau 15. La méthode qui permet de calculer les valeurs initiales est expliquée dans la section suivante.

2.5.2.2 Méthode d'initialisation des paramètres identifiés

Chaque expert peut développer sa propre méthode pour initialiser les paramètres. Ici on propose d'utiliser des valeurs standards de la RT2005 (CSTB, 2005), de l'arrêté du 9 novembre 2006 sur les méthodes de calcul DPE (Norme, 2006) et d'observations sur site.

Informations nécessaires obtenues par « observation sur site » :

- Année de construction ou de rénovation
- Type d'utilisation (bureaux, commerces, ...)
- Nombre de personnes maximum dans le bâtiment (Nb_{occ})
- Surface climatisée (S_c)
- Surface au sol, ou surface du plancher haut (S_p)
- Surface des murs verticaux extérieure (S_m)
- Surface d'échange extérieur (S_{ext})
- Surface vitrée (S_{fen}) et type de fenêtre
- Surface d'échange interne (S_{int})
- Volume d'air intérieur (V_{int})
- Coefficients de convection interne (h_{int}) et externe (h_{ext}), supposés constants

Informations à chercher dans la RT 2005 (tableau de valeurs présenté en annexe 2.3) :

- Capacité quotidienne (C_q en kJ/K.m^2) en fonction de la classe d'inertie
- Gains internes (G_i en W/m^2) en fonction du type d'occupation
- L'impact du mobilier sur la capacité d'air ($Mob=20 \text{ kJ/K.m}^2$ pour les bâtiments non vides et zéro sinon)
- Le débit d'infiltration d'air surfacique ($m_i=3.3 \times 10^{-4} \text{ m}^3.\text{s}^{-1}.\text{m}^{-2}$)

Information à chercher dans l'arrêté du 9 novembre 2006 sur les méthodes de calcul DPE (tableau de valeurs présenté en annexe 2.3) :

- Conductivité des parois extérieures : « U_{mur} », « $U_{plancher}$ » et « U_{toit} », en fonction de l'année de construction

Voici les formules qui permettent d'initialiser chaque paramètre :

<ul style="list-style-type: none"> • $C_i = \rho_{air} C_{air} V_{int} + Mob * S_c$ • $C_m = C_q S_c$ • $C_s = \frac{C_m}{10}$ • $R_i = \frac{1}{h_{int} S_{int}}$ • $R_s = R_i$ • $R_m = \frac{1}{U_{toit} S_p + U_{plancher} S_p + U_{mur} S_m} - R_i - R_s$ • $R_e = \frac{1}{h_{ext} S_{ext}}$ • $G = G_i S_c$ • $\max(R_v) = \frac{1}{\rho_{air} C_{air} NB_{occ} V_e}$ • $R_f = \frac{R_{inf} R_{fen}}{R_{inf} + R_{fen}}$ Avec : $R_{inf} = \frac{1}{\rho_{air} C_{air} m_i S_{ext}}$ et $R_{fen} = \frac{1}{U_{fen} S_{fen}}$ 	Equations (17)
---	-------------------

V_e est le débit maximum de ventilation par occupant, on prendra $0.0125 \text{ m}^3/\text{s}$, pour une ventilation

simple flux et $0.0025 \text{ m}^3/\text{s}$, pour une ventilation double flux (Norme EN 13779).

Lors de l'identification, les paramètres peuvent varier d'un facteur 3, on estime qu'au-delà de cette limite le paramètre n'a plus de sens physique ou ne représente plus le même phénomène. Cela ne s'applique pas au paramètre « a » qui est initialisé à 0.4 et qui peut varier entre 0.2 et 0.7. On fait l'hypothèse qu'il y a entre 20% et 70% de part radiative dans les gains internes.

2.5.2.3 Méthode d'identification des paramètres

L'identification des paramètres nécessite l'utilisation d'un algorithme d'optimisation adapté à l'étude. L'objectif est de calculer le vecteur (x) qui minimise une fonction $f(x)$ tout en respectant un certain nombre de contraintes sur x . Le problème d'optimisation s'écrit généralement de la manière suivante :

$$\min_x f(x) \text{ tel que } \begin{cases} c(x) \leq 0 \\ ceq(x) = 0 \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (18)$$

Les fonctions « c » et « ceq » représentent les contraintes d'inégalité et d'égalités, elles peuvent être non linéaires. Les vecteurs « lb » (*lower-bound*) et « ub » (*upper bound*) permettent d'imposer des limites inférieures et supérieures au vecteur x .

Dans notre étude, la fonction f correspond à la somme des erreurs de prévision de puissance et de température et x est le vecteur des paramètres à identifier (tableau 15). Les contraintes d'inégalité sont utilisées pour limiter la taille du domaine d'optimisation et imposer aux paramètres de garder un sens physique.

$$f(x) = \sum (P - P_h(x))^2 \times \sum (T_i - T_{ih}(x))^2 \quad (19)$$

- P_h est la puissance prévue par le modèle
- T_{ih} est la température intérieure moyenne prévue par le modèle

On a choisi de multiplier la somme des erreurs de prévision de puissance avec la somme des erreurs de prévision en température et non pas de les additionner. Ceci pour que ces deux sommes aient le même poids dans la fonction (on aurait pu calculer la norme de chaque somme).

La fonction à optimiser est non linéaire (phénomène de saturation, produit de plusieurs entrées) et le nombre de variables à optimiser est relativement faible (entre 8 et 11).

Deux algorithmes identifiés dans la littérature répondent a priori à ce cahier des charges :

- Algorithme du point-intérieur : cet algorithme permet de résoudre des problèmes contraints et non linéaires de manière rapide et robuste. Il couple deux techniques d'optimisation : la méthode de « recherche linéaire » (*line search*) et la méthode des « régions de confiance » (*trust region*), (Byrd, et al., 2000), (Waltz, et al., 2006). La première méthode consiste à linéariser la fonction autour de son point de fonctionnement puis à utiliser un algorithme

d'optimisation linéaire. La seconde méthode utilise un algorithme itératif de type « gradient conjugué ».

- Algorithme génétique : cet algorithme utilise les principes de génétique (croisement, mutation, puis opère une sélection) pour choisir le meilleur candidat parmi une population qui s'adapte à l'environnement d'optimisation. La recherche de l'optimum étant stochastique, le coût d'exécution peut être élevé, mais il a l'avantage de ne pas être sensible à la complexité du problème (non linéarité, discontinuité). Cet algorithme est recommandé quand le nombre de variables à optimiser est important ou quand l'espace d'optimisation est très accidenté (avec de nombreux minimums locaux), (Mitchell, 1999).

Ces deux algorithmes ont conduit à des résultats similaires sur les problèmes testés, mais la méthode du point intérieur s'avère plus rapide. C'est donc cet algorithme qui sera utilisé dans la suite de l'étude. Si l'on rencontre des problèmes de convergence, il sera possible de basculer sur l'algorithme génétique. La toolbox « *optimization* » du logiciel Matlab est utilisée dans cette section.

2.5.2.4 Résultats de la comparaison

Nom de modèle	Taille des données d'apprentissage en semaines ⁹	chauffage : 3 semaines de prévision			Refroidissement : 3 semaines de prévision		
		puissance fitting (%)	Température intérieure fitting (%)	Erreur relative en énergie (%)	puissance fitting (%)	Température intérieure fitting (%)	Erreur relative en énergie (%)
<u>R4C2</u>	0.0	42.1	59.5	38.1	66.8	74.7	21.7
	1.0	84.8	85.9	1.6	85.3	77.9	1.8
	2.0	86.8	88.6	-1.4	86.5	84.5	-2.7
	3.0	82.9	87.7	-6.6	86.7	84.7	-3.9
	4.0	84.5	88.3	-4.5	86.7	84.5	-4.6
<u>R6C2</u>	0.0	34.7	47.3	45.5	56.7	18.1	9.6
	1.0	88.8	87.8	-1.8	84.4	83.3	2.7
	2.0	89.1	88.4	-1.6	85.1	84.3	-1.3
	3.0	87.0	88.2	-5.7	86.4	83.4	-0.7
	4.0	88.5	88.7	-3.4	85.9	84.3	-0.4
<u>R6C3</u>	0.0	42.7	19.2	3.6	55.4	-23.4	13.1
	1.0	82.0	82.2	-2.1	74.9	74.9	-8.5
	2.0	83.2	81.7	0.1	80.3	67.2	-6.7
	3.0	81.3	82.3	-4.6	81.9	67.3	-4.9
	4.0	82.9	81.7	-3.1	80.5	70.6	-5.0
<u>R7C3</u>	0.0	42.7	19.2	3.6	59.8	17.5	4.7
	1.0	90.5	90.5	1.2	81.9	78.4	3.2
	2.0	91.0	90.1	-0.4	83.3	81.2	2.3
	3.0	88.0	89.9	-3.6	83.4	80.5	0.2
	4.0	88.9	90.6	-1.9	83.6	80.0	-1.0

Tableau 16 : Performances des modèles « boîte grise » testés

Légende :

Meilleurs résultats
<2 points par rapport au meilleur
>2 points par rapport au meilleur

⁹Lorsque la taille des données d'apprentissage est à zéro, ce sont les performances à l'état initial qui sont affichées.

Le tableau 16 met en évidence la supériorité du modèle R6C2 sur les autres modèles. Il ne présente pas les meilleures performances pour chaque critère, mais n'a pas de points faibles. Le modèle R4C2 est performant en refroidissement, mais moins en chauffage, alors que le modèle R7C3 est performant en chauffage, mais pas en refroidissement. Le modèle R6C3 est globalement moins performant (fitting plus faible) que tous les autres modèles. Les performances des modèles « boîte grise » varient peu en fonction de l'horizon de prévision, c'est pourquoi le fitting est calculé sur trois semaines (plus robuste) alors que pour les modèles « boîte noire » le fitting est calculé sur une semaine. La performance du modèle R6C2 sur une année est présentée dans la section 2.6. Par la suite, seul le modèle R6C2 est étudié.

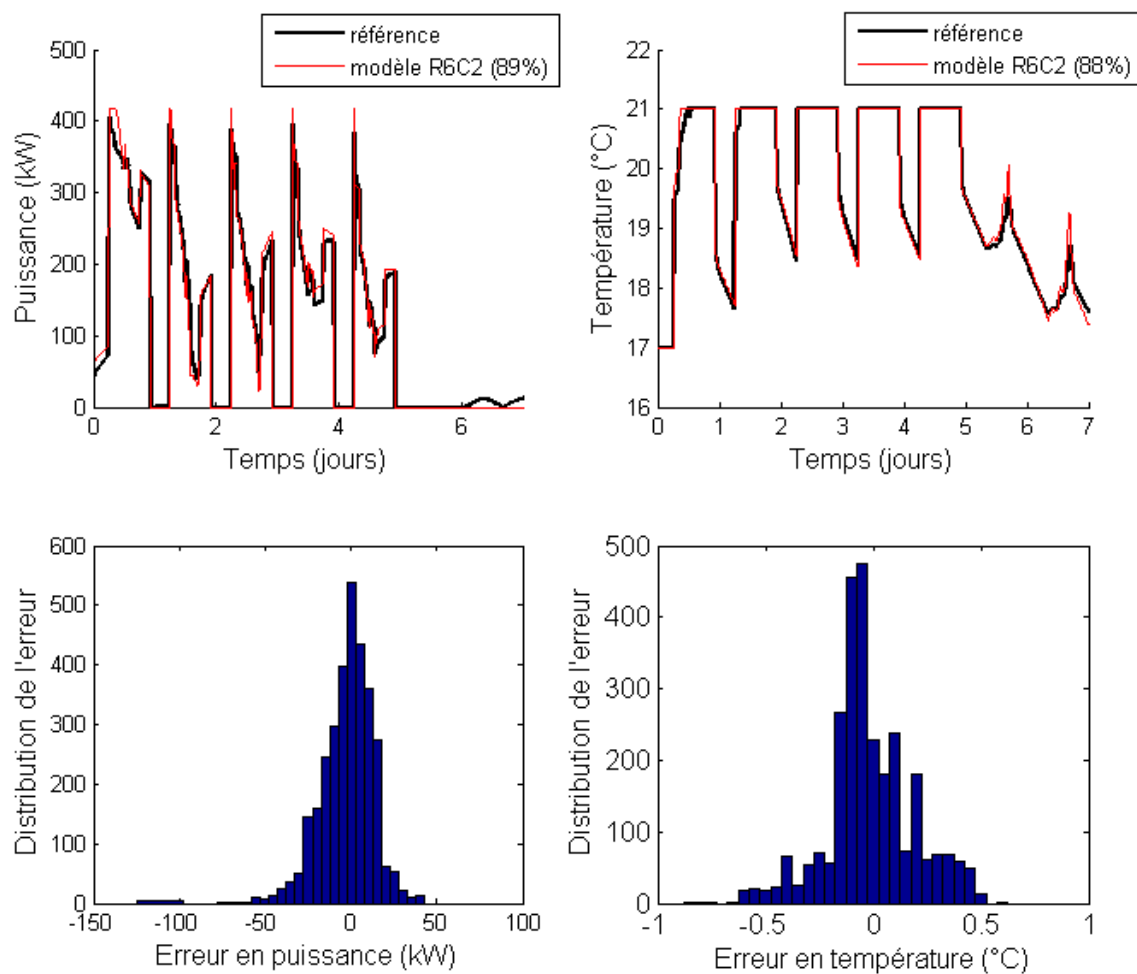


Figure 18 : Prédiction de puissance et de température du modèle R6C2, une semaine en février (3 semaines pour les histogrammes)

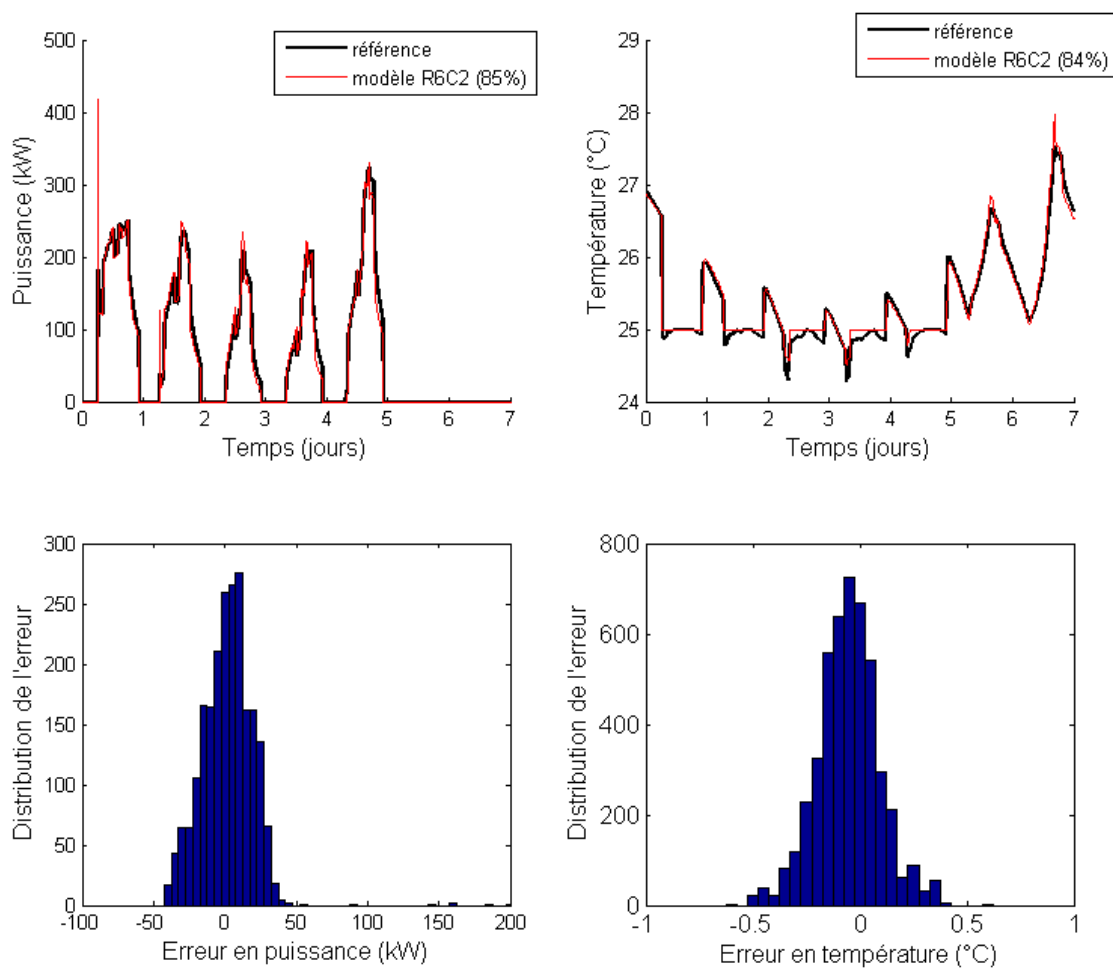


Figure 19 : Prédiction de puissance et de température du modèle R6C2, une semaine en juillet (3 semaines pour les histogrammes)

Les figures 18 et 19 montrent que les sorties du modèle R6C2 sont très proches de la référence. Les erreurs ont des distributions gaussiennes qui prouvent que les principaux phénomènes physiques sont correctement modélisés. Pour faciliter la compréhension des histogrammes, les erreurs nulles n'ont pas été comptabilisées. Les quelques erreurs de grande amplitude en puissance proviennent le plus souvent des relances du matin, elles traduisent l'accumulation des erreurs de nuit et les difficultés à modéliser le phénomène de saturation. L'été, les prévisions en température sont performantes, les courbes se superposent sauf en journée où la valeur moyenne est inférieure à 25°C alors qu'il y a globalement un besoin de refroidissement. Cela provient du comportement thermique du rez-de-chaussée qui n'a pas besoin d'être refroidi et influence de manière significative la température moyenne du bâtiment (le modèle de référence est multizone alors que le modèle R6C2 est mono zone).

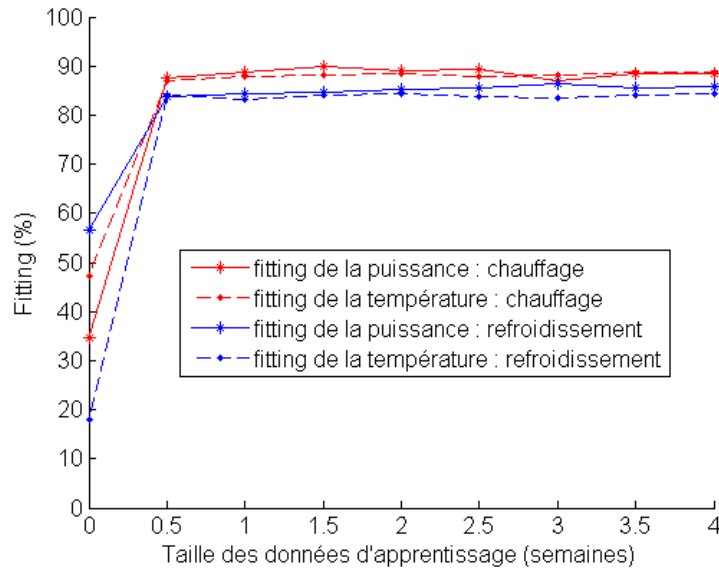


Figure 20 : Evolution du fitting en fonction de la durée de l'apprentissage.

Deux semaines de données au pas de temps 6 minutes semblent suffisantes pour l'apprentissage, au-delà on observe une stagnation voir une dégradation des performances (figure 20). Il est tout de même possible d'utiliser le modèle après une demi-semaine d'apprentissage, car les performances sont déjà satisfaisantes.

2.5.3 Validation du modèle R6C2 par une étude de sensibilité

Pour vérifier que tous les paramètres du modèle R6C2 sont nécessaires aux prévisions, on effectue une étude de sensibilité en calculant les indices de Sobol (Sobol, 2001). Cette méthode permet de mesurer l'impact global d'un paramètre sur la sortie (scalaire) du modèle. Les indices de Sobol totaux (S_T) sont adimensionnels, ils incluent l'impact du premier ordre et aussi ceux des ordres supérieurs. Cette méthode est adaptée aux modèles non linéaires. Plus l'indice total est élevé (valeur entre 0 et 1) plus le paramètre associé a un impact prépondérant sur la sortie.

$$S_{Ti} = \frac{E_{X_{\neq i}}(V_{xi}(Y/X_{\neq i}))}{V(Y)} \quad (20)$$

- i désigne le paramètre considéré
- $V(Y)$ est la variance de la sortie du modèle lorsque tous les paramètres varient ($\pm 30\%$)
- $V_{xi}(Y/X_{\neq i})$ est la variance de la sortie du modèle lorsque tous les paramètres varient sauf le $i^{\text{ème}}$
- $E_{X_{\neq i}}$ est l'espérance mathématique de V_{xi}

On utilise la formulation de Saltelli (Saltelli, et al., 2010) et Jansen (Jansen, 1999) qui permet une

convergence rapide du calcul des indices totaux.

$$S_{Ti} = \frac{\frac{1}{2N} \sum_{w=1}^N ((Yb - Yc_i)^2)}{\text{var}(Ya, Yb)} \quad (21)$$

- N est le nombre de tirage
- Yb et Ya sont deux vecteurs de sortie obtenus lorsque tous les paramètres varient, chacun correspondant à un tirage différent
- Yc_i est un vecteur de sortie pour lequel le paramètre i ne varie pas.

La sortie considérée (Y) est la justesse du modèle, c'est-à-dire la moyenne des écarts à la référence ou la RMSE (*Root Mean Squared Error*) calculés sur une semaine en hiver et une semaine en été. Le fitting n'est pas utilisé, car il est plus sensible aux erreurs de grande amplitude ce qui ralentit la convergence de l'étude de sensibilité.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_{obs,i} - y_{model,i})^2}{N}} \quad (22)$$

On constitue 100 échantillons de 1000 tirages (N = 1000) pour calculer la dispersion des résultats et s'assurer de la convergence. La méthode quasi-aléatoire de type LHS (*Latin hypercube sampling*) est utilisée pour accélérer la convergence. Les paramètres varient de plus ou moins 30% de leur valeur ajustée (valeurs après l'apprentissage). Par exemple, un paramètre qui a une valeur de 1 sera tiré de manière pseudo-aléatoire et uniforme entre 0.7 et 1.3.

La figure 21 présente les résultats de cette analyse. Les paramètres n'ont pas la même importance pour la prévision de température et de puissance, de même que pour la prévision en chauffage ou en refroidissement. Cela permet de valider la fonction objectif (équation 19) lors de l'identification, qui utilise l'écart en puissance et en température. Ainsi, on identifie avec précision les paramètres qui ont peu d'impact sur la puissance, mais un fort impact sur la température et réciproquement.

Roujol (Roujol, 2003) présente une étude similaire. Dans son cas, la sortie des modèles est la consommation énergétique, il ne prend donc pas en compte l'impact des paramètres sur les erreurs dynamique du modèle. Gigon (Gigon & Jicquel, 2011) met en évidence qu'il est difficile d'identifier de manière robuste tous les paramètres d'un modèle R3C2 avec comme seul objectif de minimiser l'erreur de la prévision de charge.

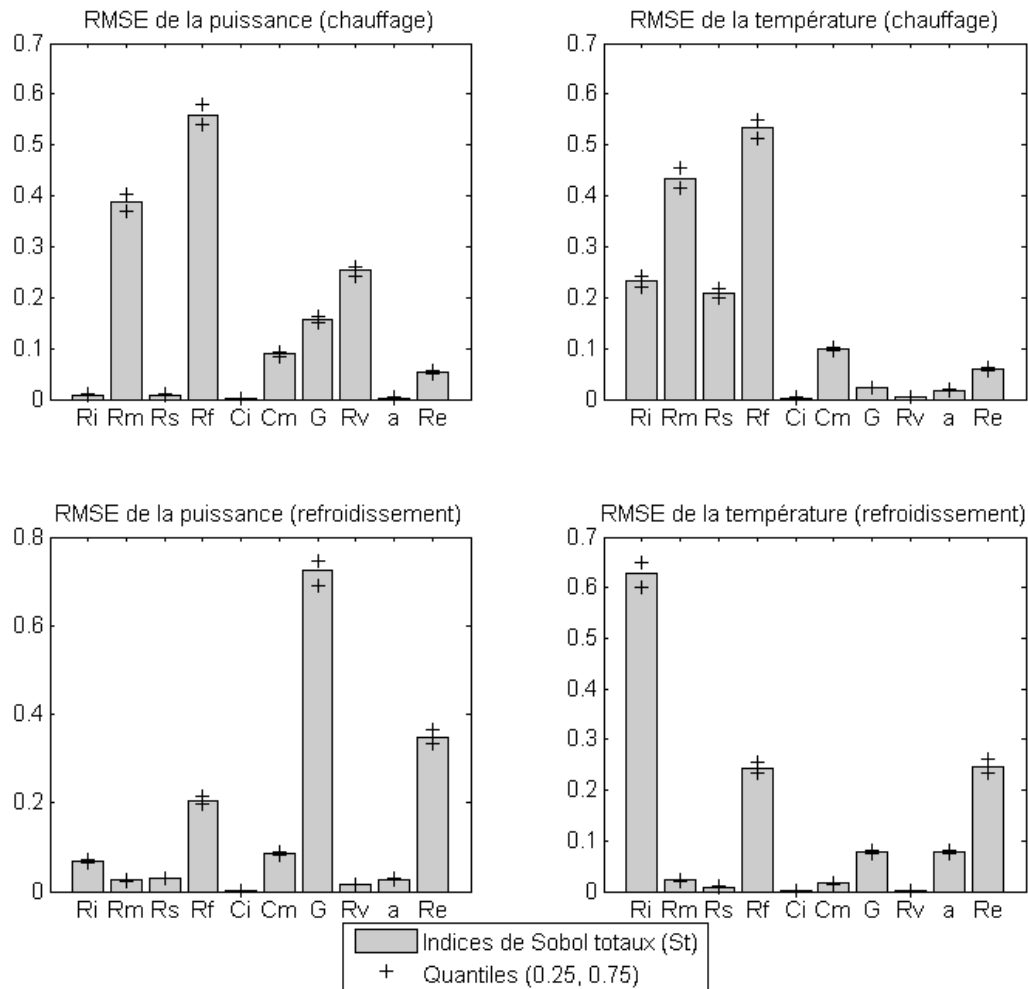


Figure 21 : Résultats de l'analyse de sensibilité en chaud et en froid

On considère que le calcul des indices totaux a convergé, car les quantiles sont proches de la valeur moyenne pour tous les coefficients (même pour les indices très faibles non visibles sur le graphique)

Si la variation d'un paramètre n'a pas d'impact sur la sortie du modèle, alors il ne peut être identifié correctement. Il faut donc que les indices de Sobol totaux soient suffisamment élevés pour tous les paramètres pour que l'architecture de modèle soit validée. Au vu des résultats (tableau 17), tous les paramètres ont un impact significatif sur les prévisions, sauf la capacité d'air (« C_i ») qui est d'un ordre de grandeur en dessous. Ce paramètre est soumis à une amplitude de variation faible ($\pm 30\%$) par rapport à la dispersion que l'on observe dans un bâtiment réel. En effet Da Silva (Da Silva, 2011) montre que la capacité d'air varie d'un facteur 4 entre les différentes modélisations de bâtiments meublés. Le paramètre « C_i » est donc conservé même s'il a un impact très faible sur les performances du modèle. En effet le bâtiment de référence est faiblement meublé (on modélise uniquement des parois légères à l'intérieur du bâtiment) alors que la plupart des bâtiments

contiennent plus d'ameublements qui influencent fortement la dynamique de l'air intérieur. Dans ces cas, le paramètre « C_i » peut avoir un impact significatif sur les prévisions. L'annexe 2.4 présente une étude dans ce sens.

Nom du paramètre	R_i	R_m	R_s	R_f	C_i	C_m	G	R_v	a	R_e
Valeur de S_{Ti}	0.61	0.38	0.2	0.55	0.003	0.12	0.7	0.24	0.08	0.34

Tableau 17 : Indices totaux de Sobol, valeurs maximales calculées (puissance /température – hiver/été)

Pour interpréter les résultats de l'analyse de sensibilité, les 3 indices totaux les plus élevés et les plus faibles sont classés dans le tableau 18.

	Chauffage		refroidissement	
	Puissance	Température	Puissance	Température
Les 3 indices les plus hauts	R_f, R_m, R_v	R_f, R_m, R_i	G, R_e, R_f	R_i, R_f, R_e
Les 3 indices les plus bas	C_i, a, R_s	C_i, R_v, a	C_i, R_v, R_m	C_i, R_v, R_s

Tableau 18 : Classement des indices totaux pour chaque configuration

Le tableau 18 met en évidence plusieurs phénomènes :

- Dans tous les cas d'étude, le paramètre « R_f » se situe parmi les 3 indices les plus hauts. Il représente la résistance thermique des vitres et les infiltrations d'air dans le bâtiment. Cela montre que ce phénomène a un impact prépondérant sur le comportement thermique du bâtiment. Les infiltrations d'air sont difficiles à mesurer sur un site réel et donc difficiles à prendre en compte lors d'une modélisation physique, cela nous rassure dans le choix des modèles inverses.
- Le paramètre « R_m » (isolation des murs) a un indice de Sobol élevé en chauffage et faible en refroidissement. En effet, en été l'isolation des murs a peu d'influence, car la température extérieure est proche de la température de consigne.
- Le paramètre représentant les gains internes (« G ») à une influence élevée en refroidissement mais pas en chauffage. Cela provient du poids important des gains internes et de l'occupation dans les besoins de froid.
- Le paramètre C_i a peu d'influence sur les sorties du modèle dans tous les cas d'étude. Il faut donc vérifier s'il est nécessaire au modèle. L'annexe 2.4 présente les résultats d'une seconde analyse de sensibilité, en prenant en compte le mobilier dans le bâtiment (sous TRNsys). Elle

montre que le paramètre C_i a un indice de Sobol total non négligeable ($S_{TCi}=0.03$), pour ce cas d'étude.

Finalement, le modèle R6C2 reste inchangé par rapport à son design originel. Cette étude de sensibilité a permis de valider la fonction objectif de l'identification et montre que tous les paramètres identifiés jouent un rôle dans la prévision du comportement thermique du bâtiment. La particularité de la « capacité d'air » sera de nouveau discutée lors de l'étude de la variation des paramètres au cours de l'année.

2.5.4 Validation du modèle avec des stratégies d'effacements

Les tests qui précèdent ont permis de démontrer que les modèles d'équations d'état sont performants en chauffage, les modèles de réseau de neurones en refroidissement et le modèle R6C2 dans les deux cas. Le second objectif de la thèse étant de proposer des stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement, il faut maintenant vérifier que les modèles sont capables d'interpréter des situations nouvelles, non rencontrées lors de l'apprentissage. A priori, les modèles semi-physiques de type « boîte grise » sont adaptés, alors que les modèles « boîte noire » le sont moins. Pour vérifier cela, les modèles d'équations d'état (en chaud) et de réseau de neurones (en froid) sont testés et comparés au modèle R6C2 sur un scénario adapté. Une partie de ces résultats a fait l'objet d'une communication lors de la conférence IBPSA en 2012.

Deux scénarios d'effacement sont utilisés :

1^{er} scénario - Il s'agit d'observer l'impact sur la température intérieure de l'arrêt complet de la climatisation (puissance et ventilation) pendant deux heures (18h à 20h). Cette stratégie ne peut pas être observée avec les modèles « boîte noire », car ils n'ont pas de limite de puissance en entrée (ces modèles ne peuvent pas « interpréter » une entrée constante lors de l'apprentissage).

2nd scénario – Il s'agit d'observer l'impact sur la puissance de climatisation d'une variation brutale de la consigne pendant deux heures (18h à 20h). Cette stratégie peut être mise en place à l'aide de tous les types de modèles inverses.

Pour chaque cas, l'ordre des modèles et la durée d'apprentissage sont optimum et l'horizon de prévision est de 24 heures.

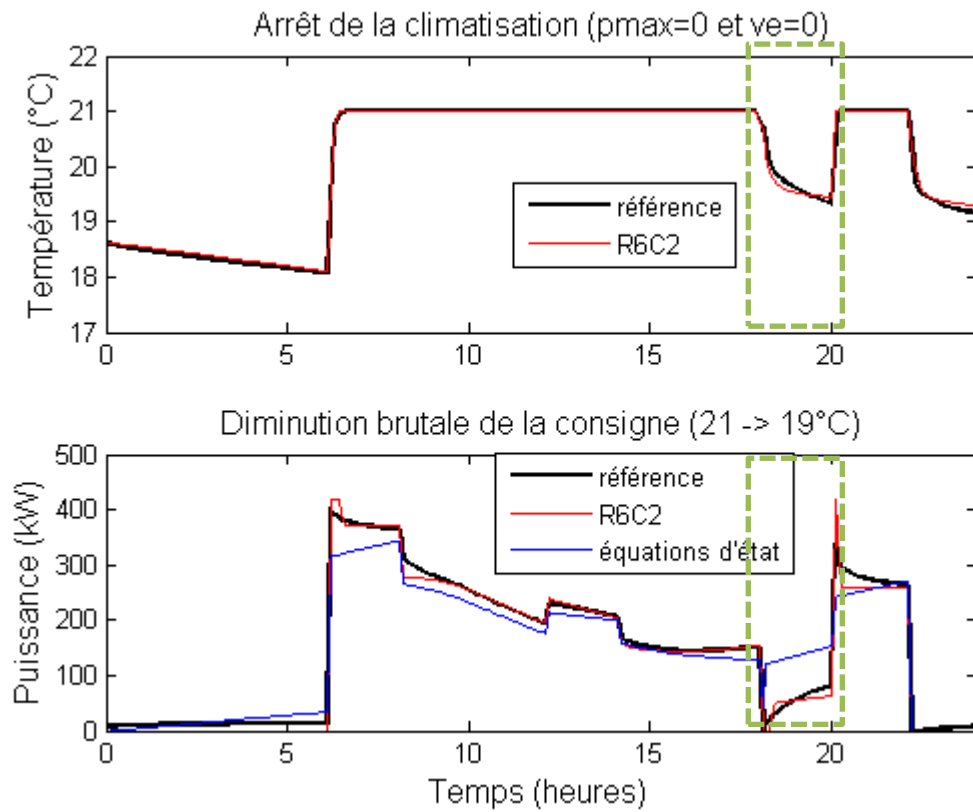


Figure 22 : Résultats des stratégies 1&2 en chauffage, la zone d'effacement est encadrée en vert

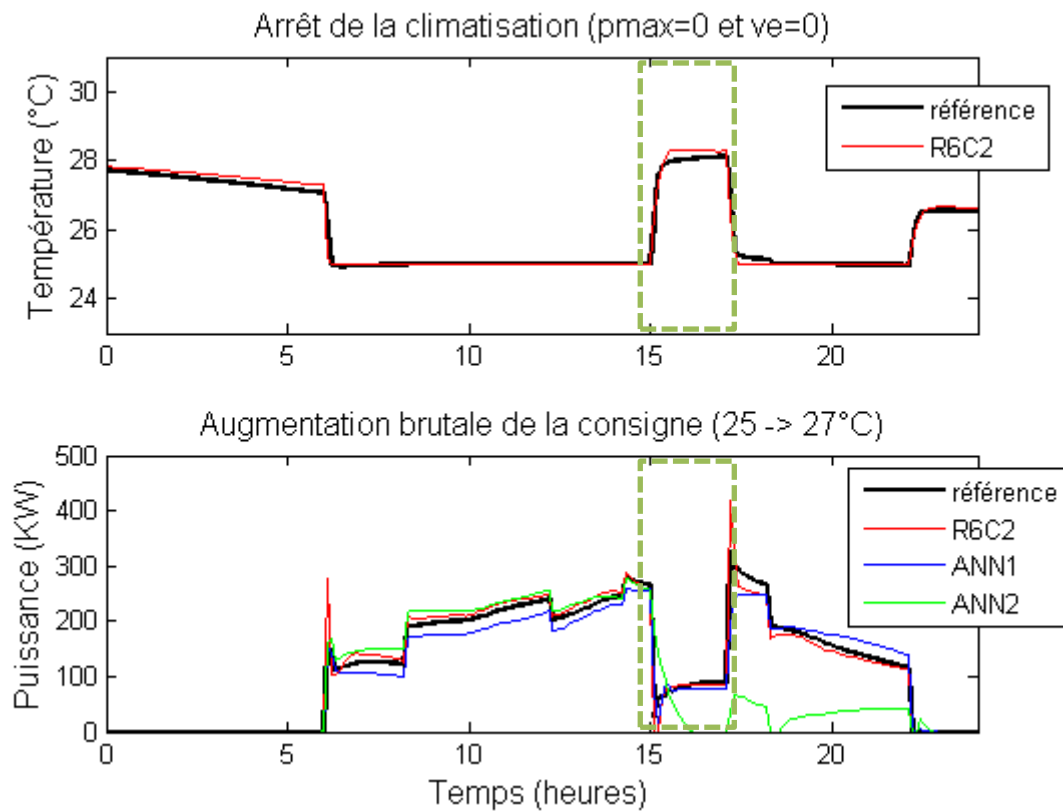


Figure 23 : Résultats des stratégies 1&2 en refroidissement, la zone de d'effacement est encadrée en vert

Le modèle R6C2 est performant pour prévoir l'impact de l'arrêt de la climatisation sur la température intérieure et l'impact d'un changement brutal de consigne sur la courbe de charge. Le modèle d'équations d'état n'est pas capable de représenter ce phénomène tandis que le modèle de réseau de neurones est performant pour certaines initialisations (ANN1 par exemple) et n'est pas performant pour la majeure partie des initialisations (ANN2 par exemple). Cette étude élimine le modèle d'équations d'état, car il ne semble pas adapté à la mise en place de stratégies d'effacement. Elle élimine aussi le modèle de réseau de neurones qui ne semble pas robuste lors de l'apprentissage et rend son utilisation incertaine.

2.5.5 Bilan de l'étude des modèles « boîte grise »

Le modèle semi-physique de type « boîte grise » R6C2 permet de prévoir la température intérieure moyenne et les besoins thermiques du bâtiment étudié avec une grande précision dynamique (puissance) et statique (énergie), et cela en chauffage et refroidissement. Une étude de sensibilité a permis de prouver que tous les paramètres sont significatifs à l'exception de la capacité d'air (C_i). Il a été décidé de garder ce paramètre, car dans la littérature il varie d'un facteur 4 d'un modèle à un autre ce qui lui confère un réel poids dans la représentation thermique du bâtiment (vérifié dans l'annexe 2.4). Les prévisions en situation d'effacement montrent que le modèle semi-physique est capable de prévoir des événements absents de la période d'apprentissage. A titre de comparaison, les modèles « boîte noire » présentent des performances largement inférieures (sauf pour de rares modèles de réseau de neurones) lors des effacements. De plus, ils ne sont pas adaptés au scénario d'arrêt complet du chauffage puisque la puissance maximum n'est pas une entrée de ces modèles.

Le modèle R6C2 présente les meilleures performances sur tous les tests effectués. C'est donc lui qui sera utilisé par la suite pour prévoir le comportement thermique des bâtiments du secteur tertiaire et mettre en place des stratégies d'optimisation et d'effacement. Les tests ont pour l'instant été réalisés sur un seul bâtiment de bureaux multizone et un seul climat. La robustesse du modèle R6C2 face à des variations du bâti et aux différents climats est validée dans le paragraphe suivant.

2.6 Limites d'utilisation du modèle R6C2

2.6.1 Validité du modèle dans le temps

Le modèle R6C2 a été validé sur les périodes de l'année les plus froides et les plus chaudes. Il s'agit de vérifier s'il est toujours performant en intersaison et si les paramètres ont besoin d'être réajustés en cours d'année. Pour cela, une année complète de simulation au pas de temps 6 minutes est utilisée, le bâtiment est toujours celui de référence. La courbe de charge annuelle est présentée dans la figure 24, les besoins de chauffage sont comptés positivement et les besoins de froid négativement.

Le premier test (figure 24) consiste à identifier le modèle R6C2 et à prévoir les puissances et les températures intérieures sur un horizon de prévision d'une année. L'indicateur de fitting est calculé sur les deux dernières semaines de chaque mois. Les deux sorties (puissance et température) suivent la même tendance au cours de l'année. Les premiers mois (janvier, février et mars) les prévisions sont performantes ($\text{fit} > 80\%$), mais le fitting décroît de 10% en 3 mois. En intersaison, le fitting se dégrade brutalement, surtout lorsqu'il s'agit des prévisions de température ($\text{fit} < 40\%$ en mai). En début d'été les performances remontent, mais restent bien inférieures à celles observées lorsque les données d'apprentissage précèdent immédiatement les données de validation. A partir de Juillet, le même phénomène se produit de manière symétrique : dégradation en intersaison et augmentation des performances avec l'arrivée de l'hiver.

Le second test est similaire au premier, mais cette fois les deux premières semaines de chaque mois sont utilisées pour l'identification des paramètres (les paramètres sont réinitialisés chaque mois). Les performances sont globalement supérieures à celles du test précédent avec, malgré tout, une dégradation en intersaison. Les prévisions des mois d'avril en puissance et de juin en température sont particulièrement éloignées de la référence. Cela peut provenir du manque de sollicitations thermiques qui ne permettent pas une bonne identification du modèle.

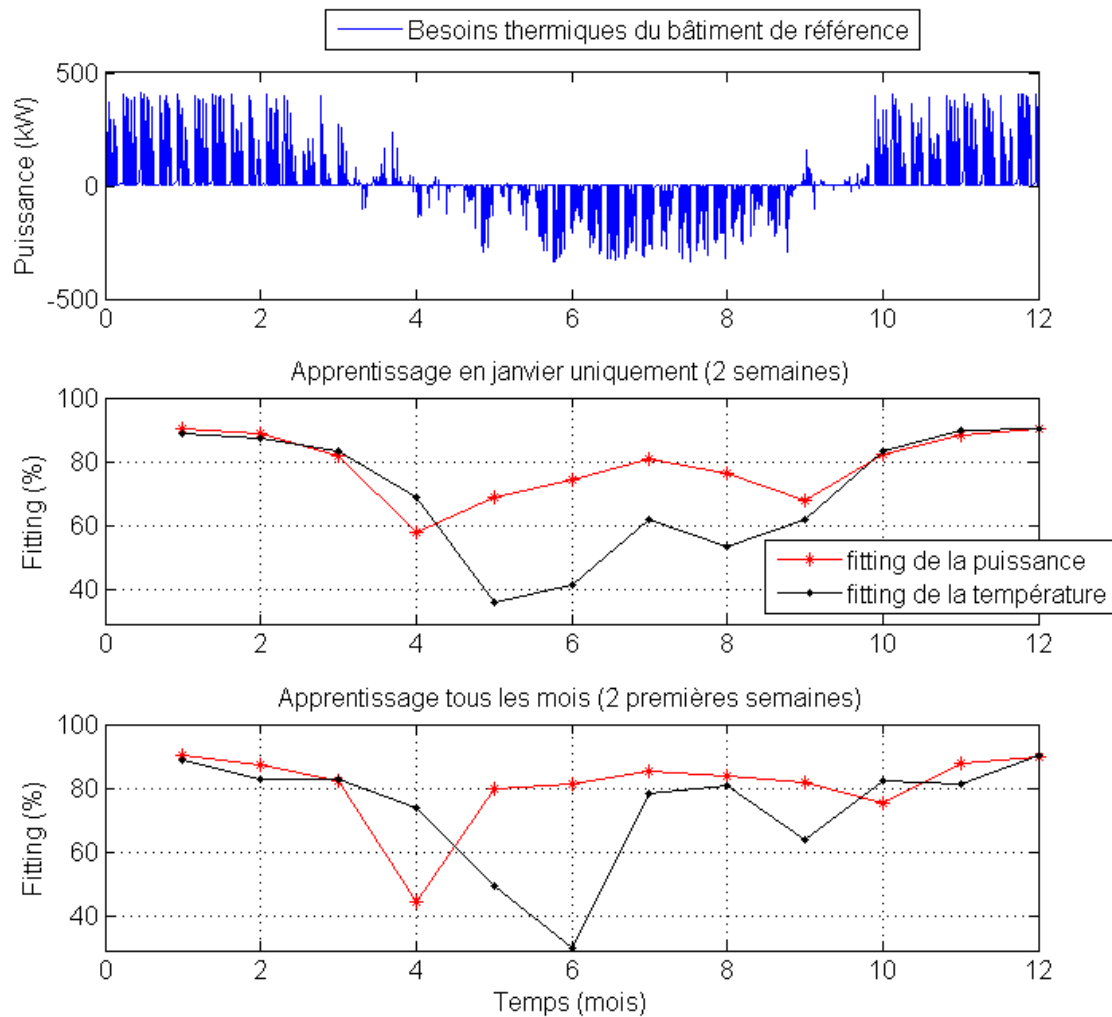


Figure 24 : Evolution des fittings sur une année, avec (en bas) et sans (au milieu) apprentissage régulier

A partir des résultats de l'identification mensuelle, il est possible d'observer l'évolution des paramètres du modèle au cours de l'année. La résistance équivalente du bâtiment est calculée et représentée dans la figure 25. Ce paramètre est pratiquement constant au cours de l'année avec des variations de faible amplitude en intersaison (mois 4, 5, 6 et 9, 10). Prises individuellement, les résistances thermiques varient d'un mois à l'autre, mais il y a un phénomène de compensation qui permet à la résistance équivalente d'être constante. La capacité d'air (« C_i ») varie dans l'année étudiée, en intersaison la borne supérieure est atteinte. Comme le montre l'étude de sensibilité, c'est un paramètre difficile à identifier, car le bâtiment de référence est peu meublé. Enfin, la capacité du bâti (« C_m ») est pratiquement constante au cours de l'année avec tout de même une légère diminution les mois les plus chauds.

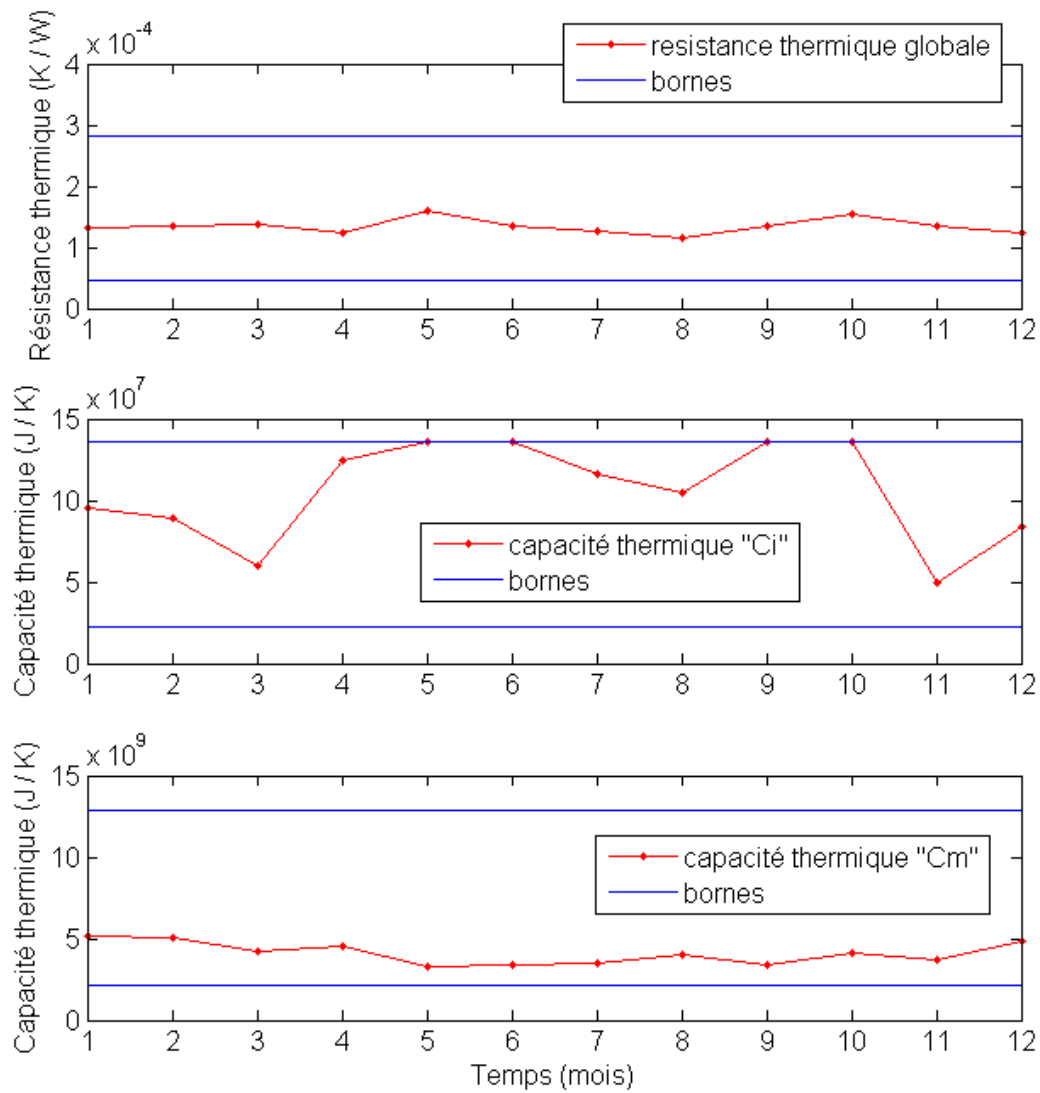


Figure 25 : Evolution de trois paramètres du modèle sur une année avec un apprentissage tous les mois

Cette étude montre les limites du modèle semi-physique R6C2. En effet, le modèle est peu performant lorsque les besoins en chaud ou en froid sont faibles (intersaison) et il est nécessaire d'ajuster les paramètres en cours d'année pour maximiser le fitting. Cela montre que le modèle simplifié ne représente qu'une partie des phénomènes physiques mis en jeu et que les paramètres n'ont pas toujours un sens physique établi. Les valeurs de chaque paramètre sont données en annexe 2.3 pour les mois de février et juillet.

2.6.2 Validation du modèle R6C2 sur différents bâtiments et climats

Ce paragraphe valide la robustesse du modèle R6C2 pour différents bâtiments et climats à partir de la référence. Les caractéristiques du bâti varient une à une, et pour chaque variation un nouvel apprentissage est effectué.

Climat : Paris			Chauffage : 3 semaines en février		Refroidissement : 3 semaines en juillet	
Inertie :	U parois ext (W/m ² .K)	fenêtre	Fitting P (%)	Fitting Ti (%)	Fitting P (%)	Fitting Ti (%)
lourde (20 cm de béton)	0.58	double (U=2.95)	86.0	89.0	87.0	84.8
moyenne (10 cm de béton)	0.58	double	87.5	90.0	86.2	83.7
légère (isolation intérieure)	0.58	double	86.3	90.2	88.3	86.8
lourde (20 cm)	1.163	double	82.7	90.4	85.7	85.8
lourde (20 cm)	0.3	triple (U=2)	80.4	72.8	90.0	87.0

Tableau 19 : Calcul des performances des prévisions en faisant varier les caractéristiques du bâti

Les caractéristiques du bâti ont un faible impact sur les performances du modèle (tableau 19). Seul le dernier cas (U=0.3 W/(m².K) et triple vitrage) présente des performances dégradées pour la prévision de température. Cela provient de la très bonne isolation du bâtiment qui minimise les besoins en chauffage. Dans ce type de bâtiment, les phénomènes habituellement de faible amplitude comme la ventilation ou l'occupation deviennent du même ordre de grandeur que les déperditions à travers les parois, ce qui peut diminuer la qualité de la prévision (le même phénomène est observé en intersaison sur le cas de référence).

Climat :	Chauffage : 3 semaines en février		Refroidissement : 3 semaines en juillet	
	Fitting P (%)	Fitting Ti (%)	Fitting P (%)	Fitting Ti (%)
Nancy	88.5	90.2	88.8	86.2
Nice	72.9	69.5	88.5	86.4
Bordeaux	74.3	76.3	88.8	87.32

Tableau 20 : Calcul des performances des prévisions en faisant varier le climat

Les performances du modèle en chauffage se dégradent pour les climats doux (Bordeaux et Nice, tableau 20). En effet, les besoins de chauffage sont faibles ce qui rend les prévisions moins fiables. Ce phénomène a déjà été rencontré en intersaison (figure 24).

Les résultats sont bons tant que toutes les zones du bâtiment ont un comportement thermique proche (taux d'occupation, composition des parois, ameublement...). Pour un bâtiment qui comporte des zones très différentes (rénovation de certaines zones par exemple) les modèles mono

zone ne sont plus adaptés. Lors de la mise en place du modèle sur des bâtiments réels il sera nécessaire de vérifier que chaque zone a un comportement thermique proche à l'aide du profil de température intérieure. Et si l'une des zones est jugée trop éloignée des autres (décision d'expert) il sera nécessaire de la modéliser à part.

Par exemple, il suffit de multiplier par 3 la conductivité du sol du rez-de-chaussée pour que les prévisions de température intérieure en été passent d'environ 80% à 40%. Ce phénomène peut être détecté uniquement grâce aux mesures de température sur site.

2.7 Obtention des entrées/sorties du modèle R6C2 sur un site réel

Cette section propose une méthodologie pour obtenir les informations nécessaires à l'apprentissage du modèle R6C2 et à la prévision des besoins de climatisation et de la température intérieure; ceci dans un bâtiment réel en fonctionnement normal. Cette méthodologie nécessite une instrumentation spécifique et une transformation de certaines données.

Les consignes appliquées aux bâtiments (température, ventilation) sont supposées connues et maîtrisées. Elles doivent être le résultat d'une programmation rationnelle de la GTB, les occupants ayant peu d'interaction directe avec les systèmes (ce qui n'est pas toujours le cas).

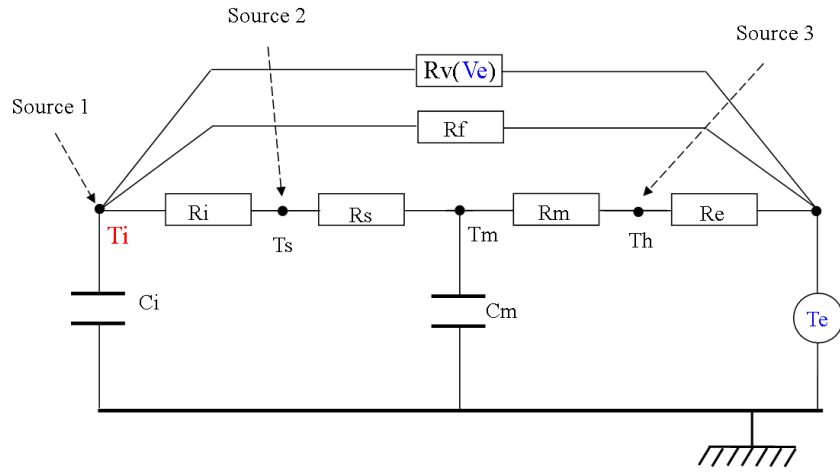


Figure 26 : Rappel de la forme du modèle R6C2

- La source 1 correspond aux gains et puissances internes convectifs injectés sur le nœud d'air :

$$\begin{cases} source_1 = (1-a) \cdot G \cdot OCC(t) + P(t) \\ P < P_{\max} \end{cases} \quad (23)$$

- La source 2 correspond aux gains internes radiatifs injectés sur la surface des parois intérieures :

$$source_2 = a \cdot G \cdot OCC(t) + \Phi_{s_{int}}(t) \quad (24)$$

- La source 3 correspond aux gains externes radiatifs :

$$source_3 = \Phi_{s_{ext}}(t) \quad (25)$$

La figure 26 rappelle la forme du modèle R6C2 et les équations qui le précèdent permettent d'identifier toutes les entrées nécessaires à la prévision. Ces entrées sont : le profil d'occupation

(OCC), la puissance maximale (P_{\max}), les apports internes dus au soleil (ϕ_{Sint}), les apports solaires sur les surfaces opaques (ϕ_{Sext}) et la température extérieure (T_e). Pour l'identification des paramètres (lors de l'apprentissage), il est nécessaire de disposer de la température intérieure moyenne (T_i) et de la puissance de chauffage injecté dans le bâtiment (P), en plus des données précédentes. Cette section se découpe en 3 paragraphes. Le premier présente les mesures à effectuer sur le bâtiment pour obtenir T_i , P , P_{\max} et OCC. Le second paragraphe décrit le modèle d'ensoleillement utilisé pour le calcul de ϕ_{Sint} et ϕ_{Sext} . Et enfin, le troisième paragraphe présente une rapide analyse critique des données météo nécessaires aux prévisions (T_e et la nébulosité).

2.7.1 Instrumentation d'un bâtiment type et interprétation des mesures

Dans cette partie les questions de métrologie ne sont pas abordées, elles le seront sur un exemple concret dans le chapitre 4. Les bâtiments étant uniques, il est nécessaire d'adapter la méthode proposée pour chaque cas d'étude.

2.7.1.1 Mesure de la température intérieure moyenne

Le modèle R6C2 est mono-zone, il ne peut interpréter qu'une seule donnée de température intérieure. Pour obtenir cette donnée, il est proposé de placer un capteur de température dans chaque pièce du bâtiment ou dans chaque zone thermique homogène. Le plus souvent, les zones thermiques correspondent aux étages des bâtiments ou aux façades nord-sud (lorsque le bâtiment est orienté dans ces directions et qu'il est très vitré). On obtient la température moyenne comme la somme de chaque zone pondérée par leur surface au sol (à hauteur de plafond équivalent). Pour un bâtiment où l'on distingue plusieurs usages, il est préférable d'éliminer les zones trop différentes (restaurant d'entreprise dans un immeuble de bureaux ou zone de stockage de matériel par exemple). Cela suppose un sous-comptage spécifique des consommations.

La figure 27 illustre le découpage par zone d'un bâtiment de bureaux de 15000 m². Les températures mesurées ont la même dynamique, mais la zone nord présente un déficit de chauffage par rapport aux deux autres zones. Même si les apports solaires sont faibles, ils ont une influence sur la température intérieure. De plus, la distribution de chaleur s'effectue en série et la dernière zone alimentée est ici la zone nord. On remarque que les consignes (uniformes pour tout le bâtiment) ne sont pas atteintes dans cette zone.

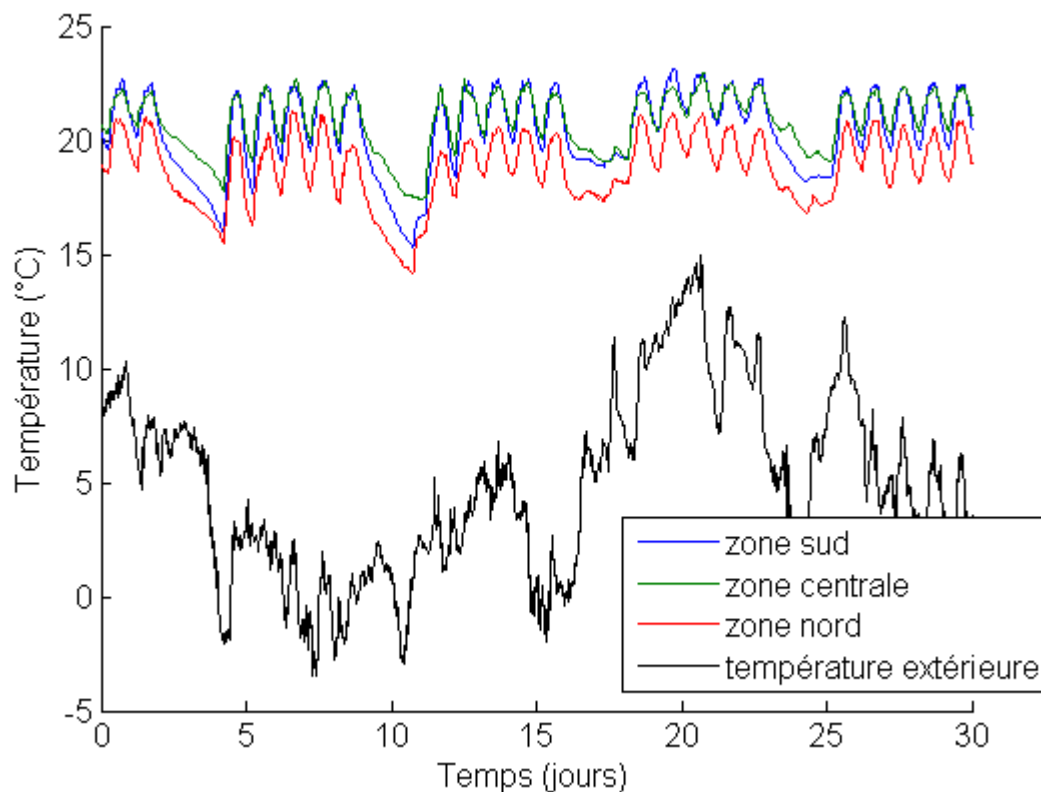


Figure 27 : 30 jours de mesure de température intérieure (en couleur) dans les 3 zones thermiques d'un bâtiment de bureaux. Mesure de la température extérieure (en noir)

Dans cet exemple (figure 27), même si les dynamiques des zones sont similaires, la température intérieure de la zone nord est en moyenne trois degrés inférieurs aux autres zones. Il serait préférable de modéliser la zone nord indépendamment à l'aide d'un modèle R6C2 spécifique.

2.7.1.2 Mesure et interprétation de la puissance de chauffage

Les systèmes de production et d'émission ne sont pas modélisés dans le modèle R6C2, il faut donc mesurer ce qui se rapproche le plus des besoins des bâtiments. Les zones discriminées lors du calcul de la température moyenne doivent l'être aussi pour la puissance.

On distingue deux configurations :

Le premier cas correspond au chauffage électrique (convecteur et ventilo-convecteur 2 fils) ou le fluide caloporteur est de l'air. Dans cette configuration, les besoins de chauffage sont similaires à la puissance électrique des résistances électriques (rendement de 1). Si l'air extérieur est préchauffé dans des CTA il faudra ajouter la puissance électrique des résistances de la CTA au bilan de la zone.

Le second cas rassemble les systèmes qui ont un rendement différent de 1. Il correspond aux chaudières (gaz, fioul, bois) de chauffage et aux systèmes thermodynamiques (PAC, groupe froid,

groupe réversible) de chauffage et de refroidissement. Dans cette configuration, il est nécessaire de mesurer la puissance thermique en sortie des systèmes ou de posséder un modèle annexe permettant de calculer cette puissance thermique à partir de la consommation en énergie primaire (gaz, fioul et charbon pour les chaudières et électricité ou gaz pour les systèmes thermodynamiques). Lorsque les systèmes sont mal connus ou difficiles à modéliser, il est préférable de mesurer la puissance thermique directement sur le fluide caloporteur (air ou eau) à partir des données de température (départ et retour) et de débit (figure 28).

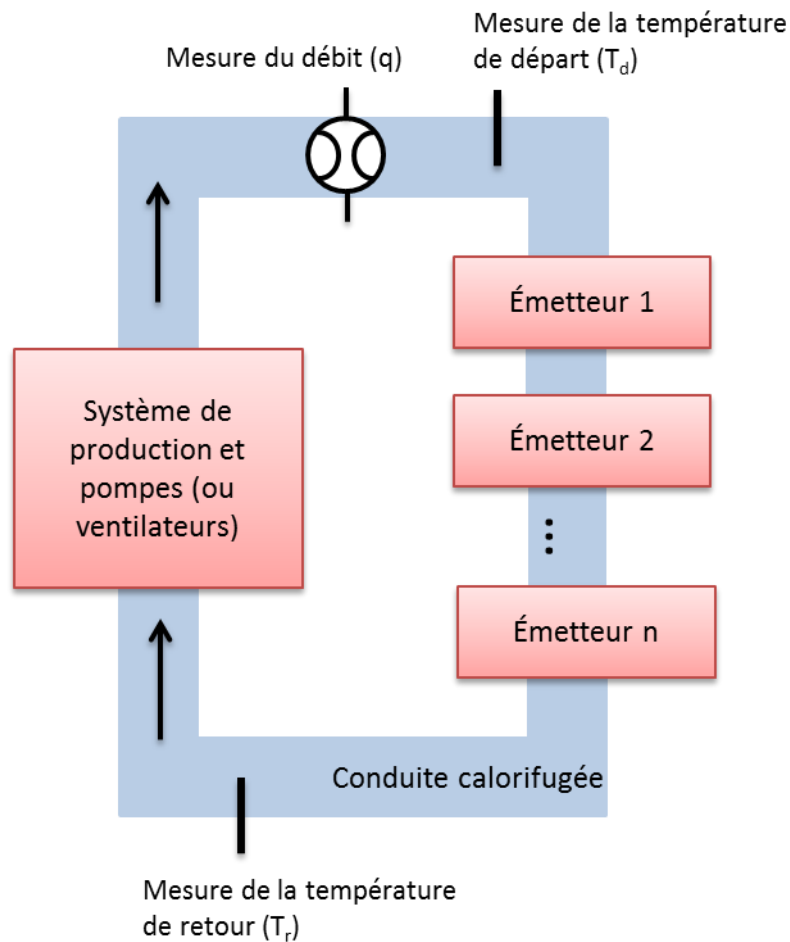


Figure 28 : Schéma d'un système de climatisation centralisé avec les points de mesures

$$P(t) = q(t) \rho C_{p_fluid} (T_d(t) - T_r(t)) \quad (26)$$

Dans l'équation 26, la puissance (P) est assimilée aux besoins de climatisation, elle est positive en chauffage et négative en refroidissement. T_d et T_r sont respectivement la température de départ et la température de retour et q est le débit volumique du fluide caloporteur (air ou eau).

Dans ces deux cas de figure, l'inertie des systèmes d'émission est négligée ce qui peut créer des

erreurs dans l'interprétation des mesures. Comme le montre le tableau 21, certains systèmes ont des temps de réponse lents (> 10 min), supérieurs au pas de temps retenu pour les mesures (entre 5 et 10 minutes). Pour les émetteurs à temps de réponse rapide, il n'est pas gênant de négliger leur inertie. Lorsque l'inertie des systèmes d'émission est du même ordre de grandeur que le pas de temps de simulation (pour les radiateurs à eau par exemple) il est possible de prendre en compte un déphasage lors de l'identification des paramètres. En effet, la capacité d'air « C_i » peut prendre en compte l'inertie des systèmes et devenir une capacité équivalente correspondant aux dynamiques rapides du bâtiment (air intérieur, mobilier, système d'émission).

Type de système	Part radiative (%) « b »	Constante de temps
Radiateur à eau, panneau triple à ailettes	15%	10 à 30 minutes
Radiateur à eau, panneau double non aileté	30%	10 à 30 minutes
Radiateur à eau, panneau simple	50%	10 à 30 minutes
Convecteur électrique	8%	< 1 minute
Système à air pulsé (Ventilo convecteur, bouche de ventilation)	0%	< 1 minute
Ventilo convecteur à eau	0%	< 1 minute
Panneau radiant	20 à 40%	30 minutes
Plafond chauffant sans entrées d'air	95%	"inerte" ~ 20 min
Plafond chauffant avec entrées d'air	60%	"inerte" ~ 20 min
Plancher chauffant	70 à 80%	"très inerte" (1 h à 5 h)

Tableau 21 : Part radiative et constantes de temps des principaux systèmes d'émission (Béziau & Barles, 1997), (Dehaussse, 1988)

Pour certains systèmes très inertes comme les planchers chauffants, il est nécessaire d'en modéliser la dynamique, car elle est trop éloignée de celle de l'air intérieur (Olesen, 2001).

Le modèle R6C2 permet tenir compte de la part radiative de la puissance (tableau 21). En effet, il est possible de modifier les termes sources en introduisant le paramètre « b » représentant la part radiative de la puissance. Il est à renseigner par l'utilisateur, car il n'est pas identifié lors de l'apprentissage. Ainsi, les termes sources sont modifiés de la manière suivante :

- La source 1 correspond aux gains et puissances internes convectifs injectés sur le nœud d'air :

$$\begin{cases} source_1 = (1 - a) \cdot G \cdot OCC(t) + (1 - b) \cdot P(t) \\ P < P_{\max} \end{cases} \quad (27)$$

- La source 2 correspond aux gains et puissances internes radiatifs injectés sur la surface des

parois intérieures :

$$source_2 = a \cdot G \cdot OCC(t) + \Phi_{s_{int}}(t) + b \cdot P(t) \quad (28)$$

- Et la source 3 correspond aux gains externes radiatifs :

$$source_3 = \Phi_{s_{ext}}(t) \quad (29)$$

Les bâtiments du secteur tertiaire sont majoritairement équipés de systèmes d'émission purement convectifs à inertie faible. Effectivement, l'équipement le plus courant est le ventilo-convecteur, il représente environ 87% des ventes de systèmes d'émission pour le conditionnement d'air et on dénombre 24 millions d'unités en Europe en 2010 (Riviere, 2012).

2.7.1.3 Mesure de la puissance maximale de climatisation disponible

La puissance maximale est une entrée essentielle au modèle R6C2, elle permet de limiter les appels de puissance à chaque pas de temps. Sans cette contrainte, la relance du matin (en chauffage) serait « instantanée » et ne pourrait représenter le comportement d'un bâtiment réel. C'est une donnée relativement complexe à obtenir, car elle peut dépendre du type de système, mais aussi du mode de pilotage et des conditions météorologiques.

Lorsque la production de chaleur ou de froid est centralisée, on distingue deux puissances maximales possibles : la limite liée au système de production (chaudière, PAC, ...) et la limite liée au système d'émission (radiateur à eau, ventilo-convecteur...). En général le système d'émission est surdimensionné par rapport à la production, mais ce n'est pas toujours le cas. Le tableau 22 présente un inventaire des paramètres impactant la puissance maximale disponible.

Type de système	Facteur d'influence sur la puissance maximale disponible
Système de production de chaleur à combustion	Qualité du combustible Humidité de l'air
Système thermodynamique	Température des sources chaude et froide
Radiateur (électrique ou à eau) Plafond/plancher rayonnant	Température de la pièce Vitesse de l'air intérieur Température des murs Température d'eau

Tableau 22 : Paramètres influençant la puissance maximale disponible

Le tableau 22 met en évidence la nécessité de disposer d'un modèle fin de chaque système d'émission et de production pour le calcul de la puissance maximale. Ces modèles existent, mais nécessitent d'être ajustés et validés pour chaque bâtiment. Dans cette étude, une méthode simple

et robuste est recherchée, c'est pourquoi la puissance maximale disponible est supposée constante sur la période prévue (jusqu'à une semaine environ) et correspond au maximum de puissance observé au cours des données utilisées pour l'apprentissage. Cette hypothèse n'est plus valable lorsqu'il y a une loi d'eau¹⁰, des changements dans la configuration des systèmes ou en intersaison.

2.7.1.4 *Mesure du profil d'occupation*

Le profil d'occupation est une information essentielle aux prévisions, car il a un impact du premier ordre sur la charge, notamment en refroidissement (voir l'étude de sensibilité section 2.5.3). Il est possible de mesurer la consommation électrique des prises électriques du bâtiment pour avoir une information réaliste sur le taux d'occupation (Abushakra & Claridge, 2008). En effet, Abushakra et Claridge comparent 4 méthodes pour l'obtention du profil d'occupation et démontrent que la consommation des équipements électriques (ordinateurs, imprimantes, lampes de bureau, téléphones,...) permet de retrouver le profil d'occupation après une transformation mathématique (équation 30). Pour le cas d'étude, les profils obtenus se rapprochent de l'occupation réelle (observation sur site) puisque la corrélation entre ces deux séries temporelles est forte ($R^2 = 0.92$).

L'équation suivante sert au calcul de la norme du signal, elle est bornée entre 0 et 1.

$$OCC(t) = \frac{P_{elec}(t) - \min(P_{elec}(t))}{\max(P_{elec}(t)) - \min(P_{elec}(t))} \quad (30)$$

P_{elec} est la mesure de la puissance électrique des prises du bâtiment, effectuée au pas de temps de simulation du modèle. Les minimums et maximums sont calculés sur la période d'apprentissage.

A partir de cette transformation, le profil moyen des jours de semaine et de weekend est calculé pour obtenir un profil lissé. Pour illustrer cette transformation, l'intensité électrique de toutes les prises d'un immeuble de bureau de 15000 m² a été mesurée pendant 3 semaines (figure 29).

¹⁰ La température de l'eau des circuits de climatisation est généralement une fonction de la température extérieure

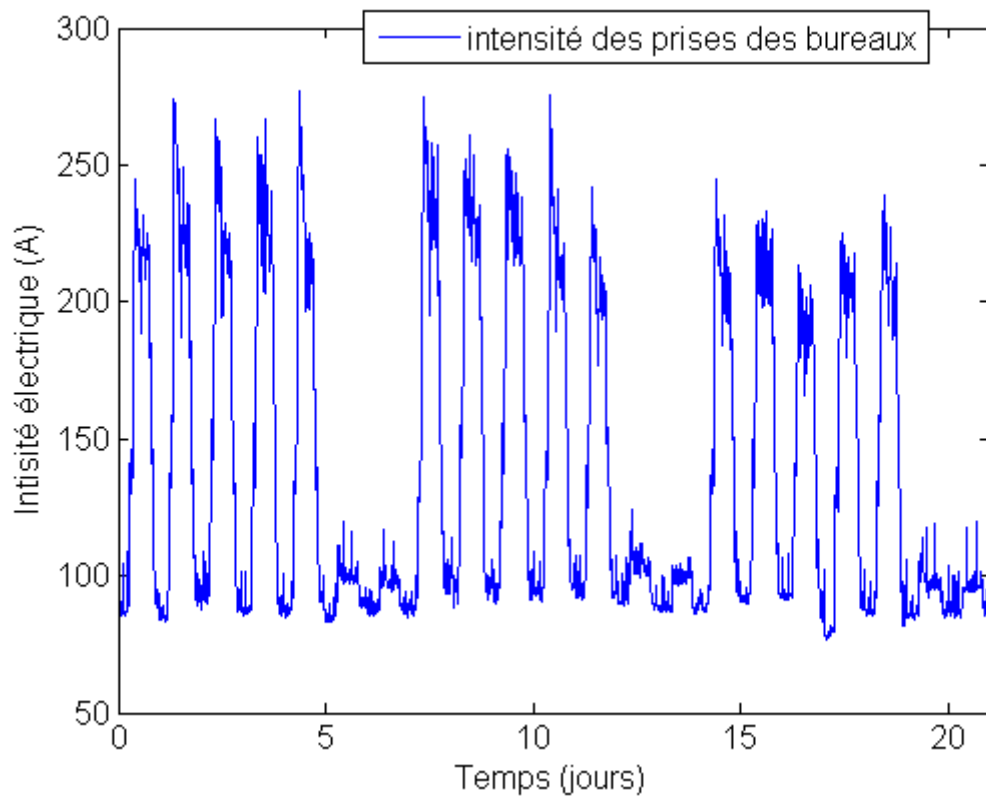


Figure 29 : 3 semaines de mesure d'intensité électrique des prises (avril 2013)

Le profil moyen de chaque jour de la semaine est calculé. Par exemple, dans la figure 30, la courbe intitulée « lundi » (en bleu) correspond au profil moyen normé des trois lundis de la figure 29.

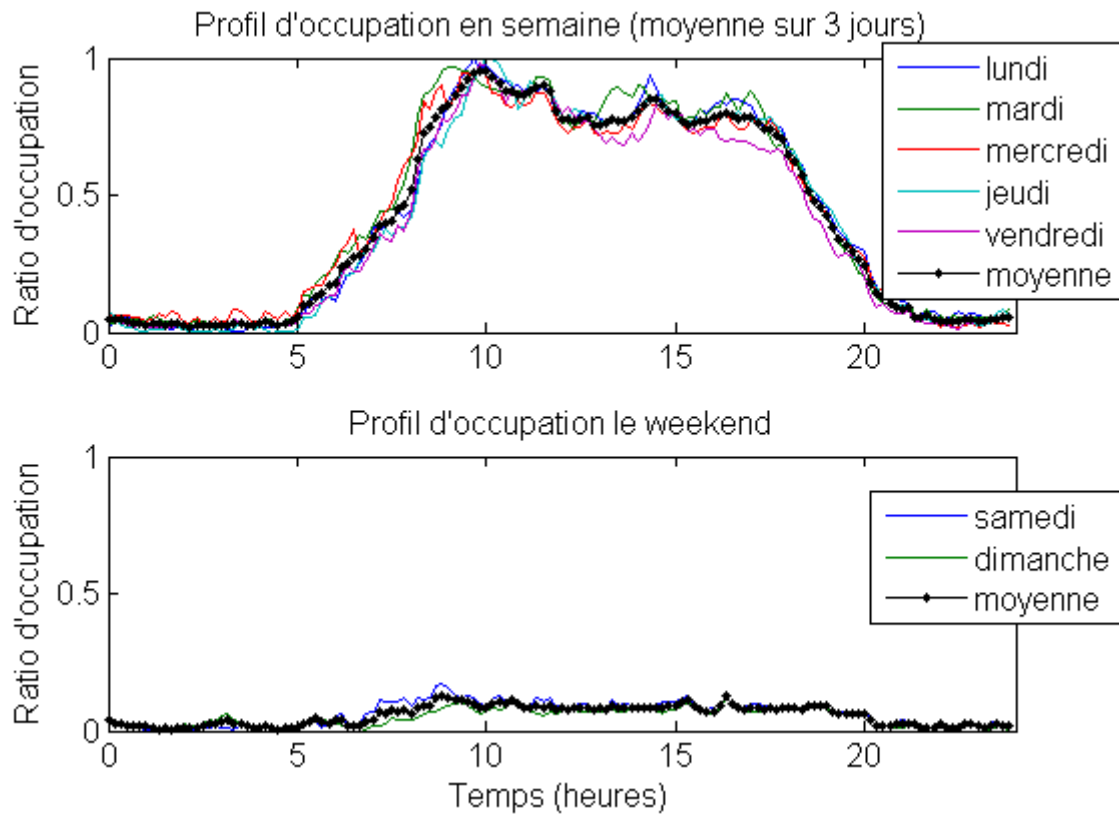


Figure 30 : Profil d'occupation moyen(en noir) et dispersion des différents jours de la semaine (en couleur)

Les courbes en couleur résultent de l'équation 30. Le profil d'un jour de la semaine correspond au profil moyen des 3 semaines de l'apprentissage. La figure 30 met en évidence deux profils types : celui des jours ouvrés et celui des weekends. Il y a peu de dispersion autour des profils moyens ce qui valide en partie la représentativité de ces mesures. Les courbes indiquent que les occupants arrivent le matin entre 5h et 10h, certains partent manger le midi (creux entre 11h30 et 14h) et enfin ils quittent le bâtiment entre 17h et 20h30. Ces valeurs sont cohérentes avec des horaires classiques de bureaux en région parisienne.

La valeur absolue des gains internes dus à l'occupation est identifiée lors de l'apprentissage, il n'est donc pas nécessaire de faire l'inventaire précis de tous les appareils qui dégagent de la chaleur.

2.7.2 Calcul des gains solaires adapté au modèle R6C2

L'objectif de ce paragraphe est de proposer un modèle simple permettant de calculer les gains dus à l'ensoleillement, il s'agit de proposer un modèle permettant de prévoir les apports solaires pénétrant dans la zone (Φ_{Sint}) et les apports solaires sur les parois opaques (Φ_{Sext}) à injecter aux nœuds du modèle R6C2. Le modèle devra être paramétrable rapidement et nécessiter le moins d'entrées possible (elles peuvent représenter un coût important).

Le calcul des apports solaires s'effectue en plusieurs étapes qui vont être présentées dans ce paragraphe :

- Calcul du rayonnement solaire par ciel clair sur un plan horizontal (sans nuage)
- Prise en compte de la nébulosité (des nuages)
- Projection du rayonnement sur une surface quelconque
- Prise en compte des masques lointains et proches
- Prise en compte de la géométrie des bâtiments

2.7.2.1 Calcul du rayonnement total sur une surface quelconque

Les modèles de Kasten, de Bird et de Sasamori ont été comparés sur leur capacité à prévoir le rayonnement par ciel clair sur une surface horizontale et sur le nombre d'entrées nécessaires aux prévisions (Makovicka, et al., 2012). Makovicka met en évidence la supériorité du modèle de Kasten par rapport à celui de Sasamori et de Bird. Il est plus précis que les deux autres modèles et nécessite moins d'entrées (tableau 23). Les détails concernant le modèle de Kasten est présentés en annexe 2.5.

Nom du modèle	Référence	Entrées nécessaires
Sasamori	(Sasamori, 1968) (Liou, et al., 1978)	<ul style="list-style-type: none"> - Humidité relative - Température ambiante - Coefficient de trouble d'Angström - Visibilité du ciel
Bird	(Bird & Hultrom, 1981)	<ul style="list-style-type: none"> - Humidité relative - Température ambiante - Taux de pollution
Kasten	(Kasten & Czeplak, 1980) (Sharmer & Greif, 2000) (Hofierka & Sári, 2002)	<ul style="list-style-type: none"> - Facteur de trouble de Linke

Tableau 23 : Comparaison des entrées nécessaires aux modèles de calcul de rayonnement par ciel clair.

Le modèle de Kasten, repris par l'ESRA¹¹ introduit la notion de masse atmosphérique (m_A), d'épaisseur optique de l'atmosphère (τ_R) et de facteur de trouble de Linke (T_L) pour calculer le rayonnement direct (I_b) et diffus (I_d)¹².

$$I_b(t) = I_{sc}(t) \exp(-0.8662 * T_L * m_A * \tau_R) \quad (31)$$

$$I_d(t) = I_{sc}(t) T_{rd}(T_L) F_d(\alpha_s, T_L) \quad (32)$$

Les paramètres T_L , m_A , τ_R , T_{rd} et la fonction F_d sont explicités dans l'annexe 2.5.

I_{sc} est le flux radiatif extraterrestre par unité de surface :

$$I_{sc}(t) = G_{sc} (1 + 0.0334 * \cos\left(\frac{360(n(t) - 3)}{365}\right)) \quad (33)$$

Avec G_{sc} la constante solaire ($G_{sc} = 1367 \text{ W/m}^2$) et n le numéro de jour de l'année.

Le rayonnement global par ciel clair sur une surface horizontale au niveau du sol s'exprime de la manière suivante :

$$I_G(t) = I_b(t) \cos(\Theta_z(t)) + I_d(t) \quad (34)$$

Θ_z étant l'angle au zénith.

Les modèles de Sasamori et de Bird sont performants en début et en fin de journée, en revanche ils présentent des erreurs de forte amplitude en journée. A l'opposé, le modèle de Kasten est moins performant en début et en fin de journée, mais présente des résultats satisfaisants en milieu de journée (Makovicka, et al., 2012). Le modèle de Kasten est retenu pour la suite de l'étude, car on privilégie le modèle qui est performant lorsque l'impact du soleil sur le bâtiment est important, c'est-à-dire en milieu de journée. De plus, il ne nécessite qu'une seule entrée alors que les autres en nécessitent de trois à cinq.

Pour prendre en compte la nébulosité, Kasten propose une méthode simple basée sur l'interpolation de 10 ans de mesures d'ensoleillement (Kasten & Czeplak, 1980). Il introduit la notion de « *Cloud attenuation factor* » (K_c).

$$I_{total}(t) = I_G(t) \times K_c(t) \quad (35)$$

¹¹ European Solar Radiation Atlas

¹² Le flux solaire est décomposé en deux types de rayonnement dits « direct » et « diffus ». Le direct provient d'une direction particulière. Alors que le diffus provient de toutes les directions (isotrope), il résulte de la diffusion des photons dans l'atmosphère.

$$\text{Avec } K_c(t) = (1 - 0.75 \times (\frac{N(t)}{8})^{3.4}) \quad (36)$$

N est la nébulosité en octa, elle représente la proportion du ciel qui est couverte par des nuages et varie de 0 pour un ciel sans nuage à 8 pour un ciel totalement couvert. La prévision de cette donnée est disponible en sortie des modèles Météo-France. Cette formulation ne prend pas en compte le type de nuage présent dans l'atmosphère, ce qui peut engendrer des erreurs dans le calcul de I_{total} (Orsini, 2002).

Une fois la nébulosité prise en compte, il est possible de comparer les flux calculés par le modèle avec des données mesurées. Pour ce faire, 3 mois de mesures du flux solaire global horizontal et de la nébulosité issues de Météo France sont utilisés (figure 31, été 2010 à Paris).

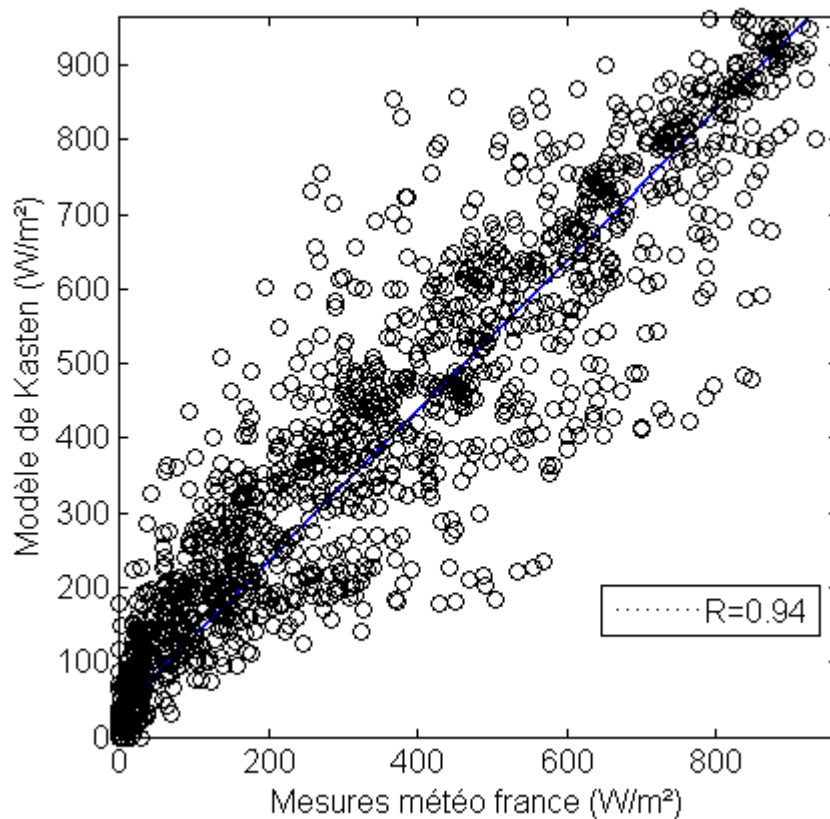


Figure 31 : Validation du modèle de Kasten à l'aide de 92 jours de mesures au pas de temps horaire

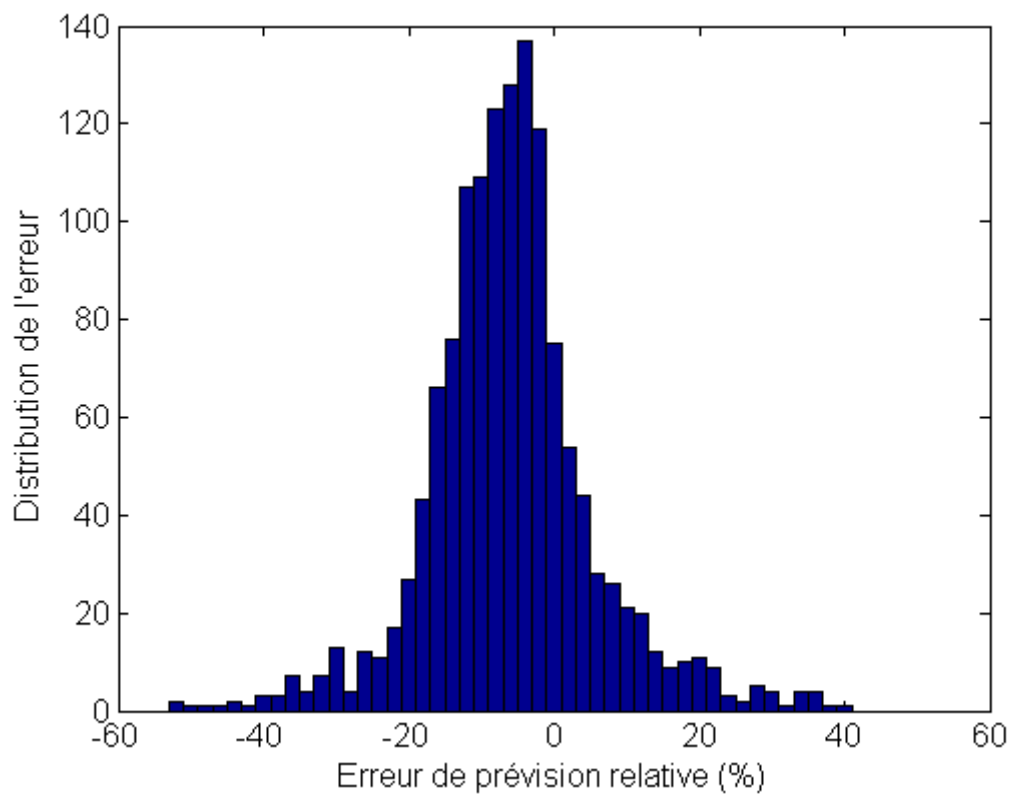


Figure 32 : Histogramme des erreurs de prévision de flux solaire global horizontal

L'historgramme des erreurs (figure 32) montre que le modèle surestime légèrement le flux solaire et que la majorité des erreurs ont une amplitude relativement faible (moins de 20%). Le profil gaussien de la distribution montre que les erreurs de prévisions ont un comportement aléatoire et que les principaux phénomènes sont correctement modélisés.

Les figures 31 et 32 montrent que le modèle de Kasten est performant pour prévoir le rayonnement global horizontal en présence de couverture nuageuse. Le coefficient de corrélation sur les 3 mois est satisfaisant ($R=0.94$).

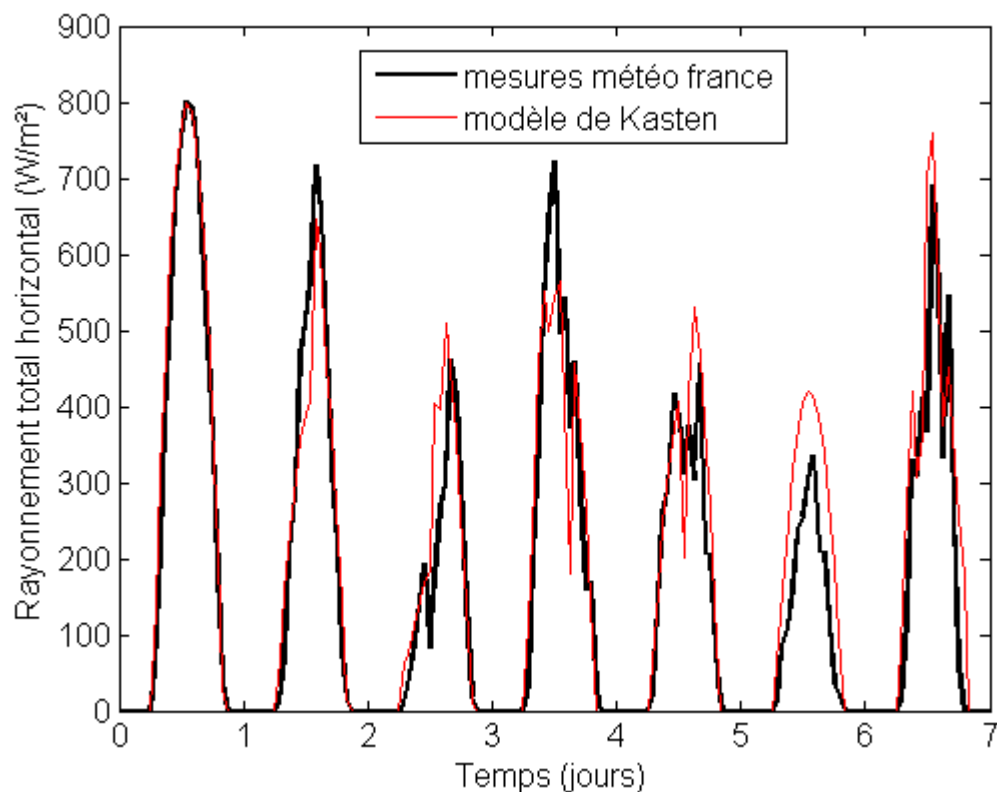


Figure 33 : Zoom sur 7 jours de comparaison représentatifs.

Le zoom sur 7 jours en août permet de montrer la robustesse du modèle face à plusieurs situations (figure 33) :

- Jour 1 : absence de nuage
- Jour 3 : ciel couvert le matin et dégagé l'après-midi
- Jour 6 : ciel couvert toute la journée
- Jour 7 : passage nuageux fréquent

La formulation précédente permet de calculer l'ensoleillement sur une surface horizontale ; la section suivante propose d'adapter les formules pour des surfaces inclinées (indice « si »). Le rayonnement sur une surface non horizontale est la somme du diffus et du direct, mais aussi du rayonnement réfléchi.

Le rayonnement solaire sur une surface inclinée (I_{total_si}) peut s'exprimer comme suit :

$$I_{total_si}(t) = I_{b_si}(t) + I_{d_si}(t) + I_{r_si}(t) \quad (37)$$

I_{b_si} est le rayonnement direct arrivant sur une surface inclinée :

$$I_{b_{si}}(t) = I_b(t) \cos(\theta(t)) \quad (38)$$

Où θ représente l'angle d'incidence du rayonnement direct : c'est l'angle entre le rayonnement solaire direct et la normale à la surface considérée.

$I_{d_{si}}$ est le rayonnement diffus provenant du ciel, il est supposé isotrope (uniforme dans toutes les directions). Dans ce cas, le rayonnement reçu par la surface est le produit du rayonnement diffus horizontal et d'un facteur de forme indiquant la fraction du ciel « visible » par surface inclinée :

$$I_{d_{si}}(t) = I_d(t) * \frac{1 + \cos(\beta)}{2} \quad (39)$$

Avec β l'angle d'inclinaison de la surface par rapport à l'horizontale.

$I_{r_{si}}$ est le rayonnement réfléchi par le sol. Il est lui aussi calculé avec un facteur de forme qui est le complément de celui utilisé pour le rayonnement diffus. Tout le rayonnement total reçu par le sol n'est pas réfléchi, il faut tenir compte de « l'albédo » du sol (ρ_g), qui est le facteur de réflectivité du sol (tableau 24).

$$I_{r_{si}}(t) = \rho_g * I_G(t) * \frac{1 - \cos(\beta)}{2} \quad (40)$$

Type de surface	réflectivité
Asphalte frais	0.04
Asphalte usé	0.12
Béton neuf	0.55
Béton ancien	0.40
Forêt	0.15
Prairie	0.20
Sol nu	0.17
Sable	0.40
Neige fraîche	0.85
Neige ancienne	0.50

Tableau 24 : Valeurs usuelles de réflectivité

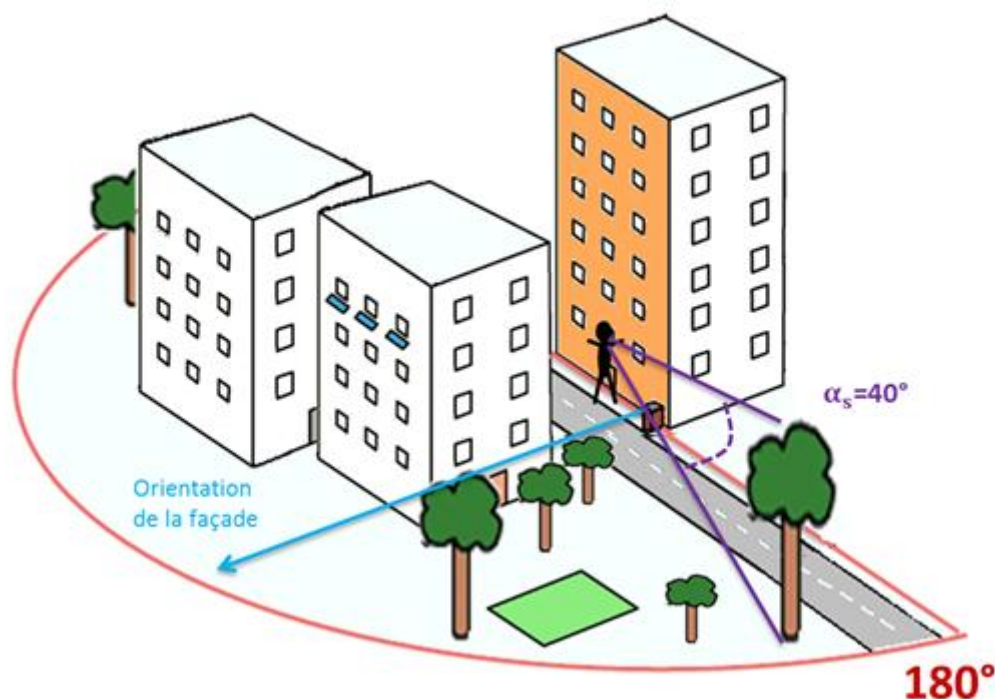
2.7.2.2 Impact des obstacles proches et lointains sur les gains solaires

La prise en compte des masques dans le calcul du rayonnement direct est amplement discutée par plusieurs auteurs (Kreider & Rabl, 1994), (Dehausse, 1988). L'objectif de cette section est de proposer certaines simplifications qui permettent de faciliter la construction du modèle de masques.

Le rayonnement total est perturbé par les obstacles situés autour du bâtiment. On distingue deux types d'obstacles. Le premier, appelé masques lointains, correspond aux variations d'altitude autour

du bâtiment. Elles modifient la ligne d'horizon et masquent une partie du ciel. Il existe des bases de données qui permettent de reconstituer la ligne d'horizon en fonction des coordonnées du bâtiment (intégrées au logiciel Carnaval¹³ par exemple).

Le second correspond aux obstacles proches (immeubles, arbres...) qui vont occulter en partie le rayonnement total (figure 34). Pour en tenir compte sur chaque façade du bâtiment, on propose de mesurer l'azimut des différents obstacles face à chaque façade à l'aide d'un clinomètre (mesure *in situ*). Idéalement, il faudrait mesurer ces angles pour chaque fenêtre, ce qui demanderait beaucoup de temps. Pour simplifier la méthode, on propose de mesurer uniquement les masques proches, au niveau des fenêtres les plus au centre de chaque façade et au rez-de-chaussée. De fait, il est supposé que toutes les fenêtres d'une même façade et d'un même étage ont les mêmes masques proches. Cette méthode est bien sûr adaptée en fonction du bâtiment et des masques proches, on pourra être amené à faire plusieurs séries de mesure (tour d'horizon) par façade si nécessaire. Pour les fenêtres des étages supérieurs, il est possible de retrouver leur ligne d'horizon par le calcul à partir des mesures du rez-de-chaussée (à condition de connaître leur hauteur par rapport au sol). Le même positionnement des masques proches est utilisé pour les parois opaques.



¹³ Carnaval est un logiciel qui permet de calculer les masques solaires lointains à partir des coordonnées du bâtiment. Pour cela, Il a en mémoire une topographie simplifiée de la France. Il existe des versions gratuites et payantes de cet outil.

Figure 34 : Exemple de mesure des masques proches sur façade d'immeuble (Makovicka, et al., 2012)



Figure 35 : Photo d'un clinomètre. L'instrument du haut est un « inclinomètre » et l'instrument du bas est une boussole)

Ainsi, il suffit de superposer sur un diagramme solaire les angles de chaque type de masque pour reconstituer les lignes d'horizon de chaque façade (on prend la valeur maximale entre l'azimute des masques proches et lointains à chaque direction). Pour accélérer le processus, il est possible de discrétiser l'horizon avec un pas de 10° par exemple.

Pour modéliser l'impact des protections solaires installées sur les bâtiments on utilise des formules de la littérature (Kreider & Rabl, 1994), (Dehaussé, 1988).

2.7.2.3 Bilan sur le modèle de calcul de gain solaire

Le modèle de Kasten est celui qui nécessite le moins d'entrées (1 contre 5 pour le modèle de Sasamori et 3 pour le modèle de Bird), c'est pourquoi il a été retenu dans cette étude. Une comparaison du flux global horizontal calculé avec des données mesurées a permis de valider le modèle sur un large panel de conditions atmosphériques. Suite à cette validation, on a montré qu'il était possible de calculer les flux arrivant sur les façades d'un bâtiment en prenant en compte les principaux obstacles (reconstitution de la ligne d'horizon) et les spécificités du bâtiment (brise-soleil par exemple). Pour calculer les flux arrivant sur les nœuds T_s et T_m du modèle R6C2, il suffit de faire la somme des gains arrivant sur chaque surface en différenciant parois opaques et parois vitrées. Un algorithme spécialement développé permet d'automatiser au maximum le processus. L'utilisateur doit indiquer les informations de localisation, les caractéristiques géométriques des façades et des fenêtres et les angles solaires des obstacles proches. La figure 36 reconstitue les principales étapes de l'algorithme.

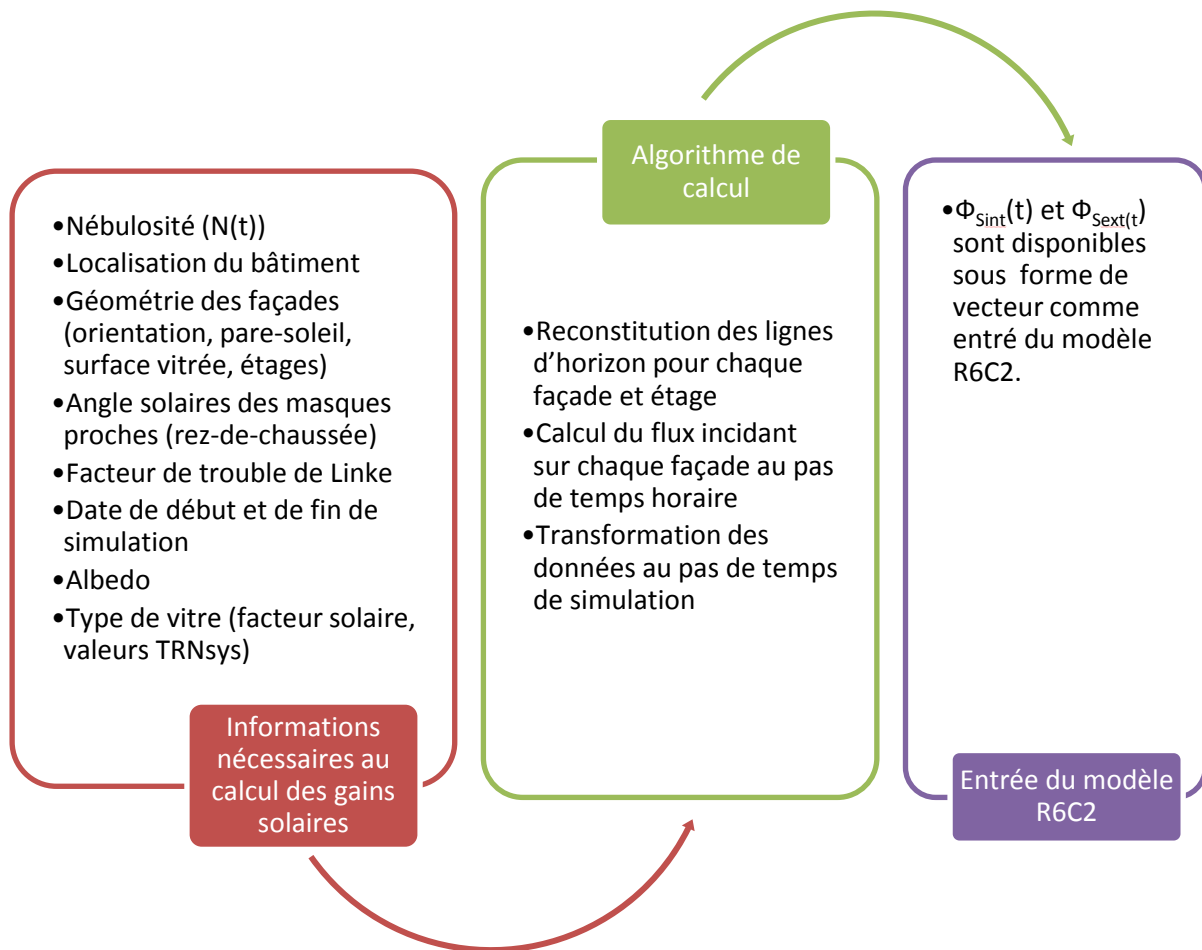


Figure 36 : présentation de l'algorithme de calcul des gains solaires

Tous les calculs sont effectués au pas de temps horaire, car les données de nébulosité sont disponibles à ce pas de temps (à Météo-France). Pour transformer les données de prévision au pas de temps de simulation (5 à 10 minutes), une interpolation linéaire est effectuée. L'autre entrée du modèle de Kasten est le facteur de trouble de Linke, il est disponible au pas de temps mensuel dans des tables (Sharmer & Greif, 2000) pour chaque ville.

Certaines spécificités qui peuvent être rencontrées sur le terrain ne sont pas abordées dans cette section (façade végétale, vitrage photochromique...), il faudra alors adapter le modèle en conséquence. De plus, certains bâtiments sont équipés de volets qui permettent aux occupants de diminuer la surface vitrée. Si cette information est connue, il est possible d'en tenir compte dans le calcul du gain solaire.

Le modèle de calcul de gain solaire est validé dans le chapitre 4 sur un bâtiment réel en régime libre et sans occupant.

2.7.3 Gestion des prévisions météo

Les prévisions des données de température extérieure et de nébulosité proviennent de Météo-France¹⁴. Ces données sont des sorties d'un modèle numérique complexe corrigées par des experts. Les prévisions de température contiennent peu d'erreurs (tableau 25). Par contre les données de nébulosité (couverture nuageuse) sont difficiles à prévoir, car elles varient fortement en fonction de la localisation. Les mesures et les prévisions sont effectuées sur deux sites localisés à environ 5 km l'un de l'autre ce qui peut ajouter des erreurs supplémentaires qui ne sont pas liées au modèle Météo-France.

Horizon de prévision	J+1	J+2	J+3
Taux de réussite	88.5%	84.5%	81.0%

Tableau 25 : Taux de réussite¹⁵ des prévisions de température extérieure en 2011 (METEO-FRANCE, 2012)

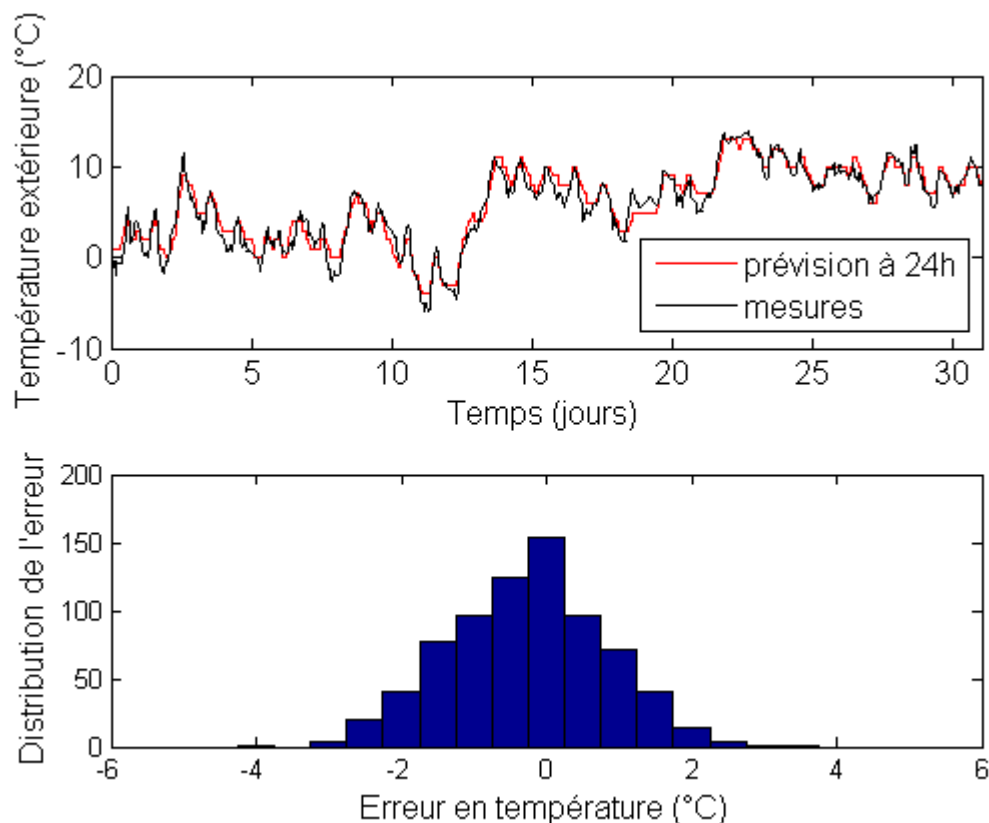


Figure 37 : Comparaison entre les prévisions et les mesures de température extérieure en décembre 2012 à Paris

¹⁴ Le modèle Météo France le plus fin s'appelle AROME, le territoire (France métropolitaine) est découpé en mailles de 2.5 km de côté.

¹⁵ Le taux de réussite des prévisions de température extérieure est défini comme la proportion des écarts qui ont une amplitude inférieure à 2°C.

Les erreurs de prévision de température extérieure sont concentrées sur les dynamiques rapides (échelle infra-journalière, figure 37). Elles peuvent dégrader de manière significative le calcul des charges puisque l'impact de la ventilation dépend directement de la température extérieure. Ces erreurs de prévision auront un impact beaucoup plus faible dans le calcul des déperditions par les parois du bâtiment, car l'inertie des murs agit comme un filtre passe-bas sur la température extérieure.

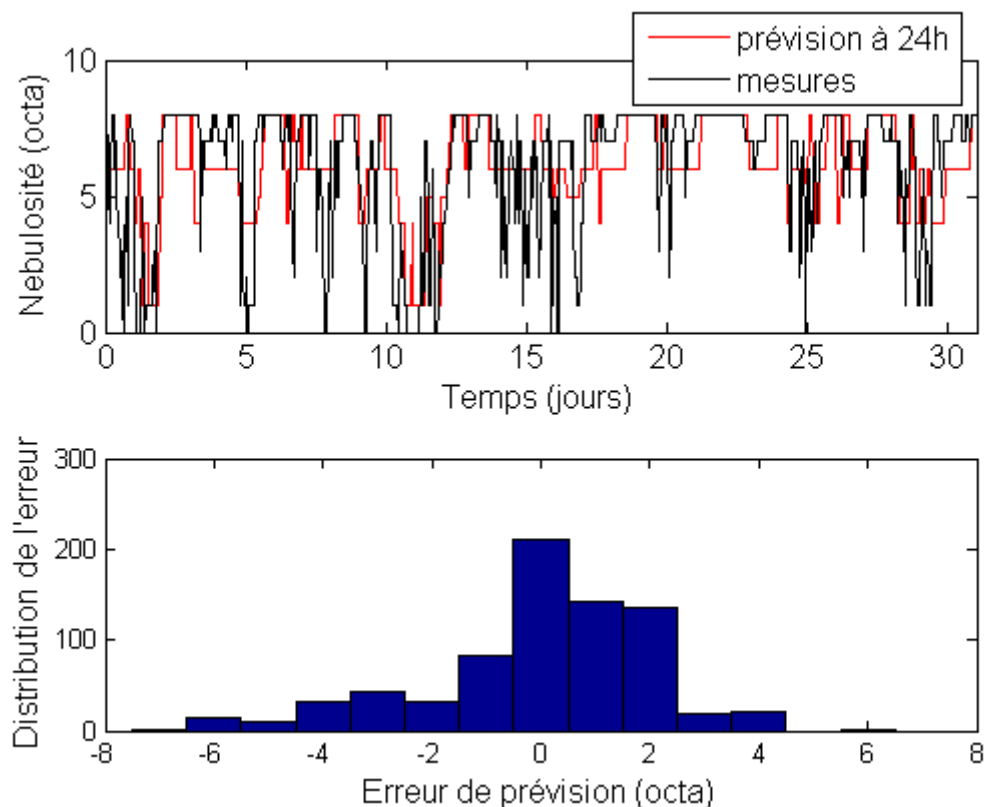


Figure 38 : Comparaison entre les prévisions et les mesures de nébulosité en décembre 2012 à Paris

Comme le montre la figure 38, les erreurs de prévision de nébulosité sont fréquentes avec des amplitudes élevées. Le modèle Météo France est précis par ciel clair et c'est dans ces conditions qu'il est le plus important de prévoir précisément les flux solaires. En effet, les apports solaires sont élevés lorsqu'il y a peu de nébulosité, ce qui rend les prévisions de flux solaire relativement fiables. Les erreurs de prévision de nébulosité sont à ajouter aux erreurs liées au modèle de calcul de gains solaires présenté dans la section précédente.

Pour les nébulosités faibles, une erreur de deux points engendre quelques pourcents de différence sur le flux global horizontal (figure 39). Alors que pour des nébulosités élevées, une erreur de deux points engendre jusqu'à 45 % de différence sur le flux global horizontal. Cela confirme que le modèle

est précis lorsqu'il y a peu de nuages et beaucoup moins lorsqu'il y a une couverture nuageuse importante.

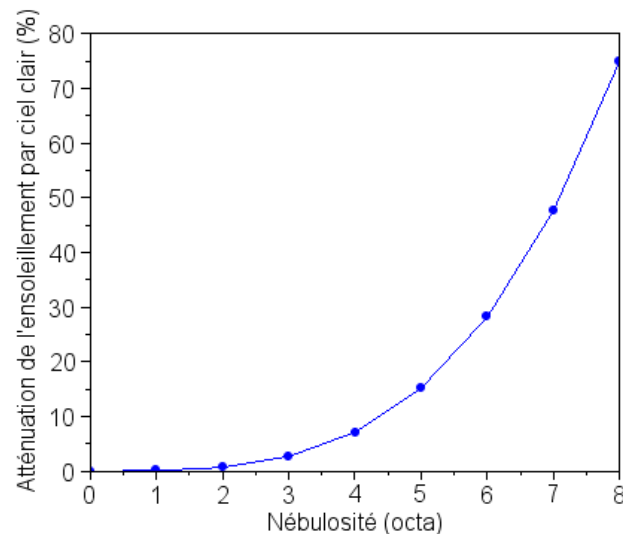


Figure 39 : Atténuation de l'ensoleillement par ciel clair en fonction de la nébulosité

Au vu de la précision du modèle R6C2 la justesse des prévisions météo est jugée suffisamment élevée pour prévoir le comportement thermique des bâtiments. Il est important de mentionner qu'il est plus judicieux d'étudier l'impact de tous les types d'erreurs (celles dues aux prévisions, aux modèles, aux hypothèses sur les données d'entrée, à l'apprentissage, ...) en même temps plutôt qu'une à une, car elles interagissent entre elles et peuvent se compenser dans une certaine mesure.

2.7.4 Bilan sur l'obtention des entrées des modèles

La mise en place du modèle R6C2 sur un site nécessite plusieurs étapes :

- Une instrumentation fine pour la mesure des températures intérieures dans chaque zone thermique du bâtiment
- La mesure de la puissance de climatisation au niveau du réseau secondaire ou des émetteurs (mesure des besoins thermiques)
- Une connaissance des systèmes d'émission (part radiative et inertie) pour les intégrer au modèle R6C2 et vérifier la nécessité d'ajouter un modèle de système de production/émission
- La mesure de la consommation électrique des prises électriques pour le calcul du profil d'occupation
- L'obtention de toutes les entrées nécessaires au modèle de calcul de gain solaire (nébulosité, facteur de trouble de Linke)

- Un abonnement temps réel des prévisions de température extérieure et de nébulosité

Ce paragraphe propose une méthodologie pour l'obtention des données d'entrée du modèle R6C2. Le modèle de bâtiment étant simple et construit sur des hypothèses fortes il semble cohérent de simplifier autant que possible la modélisation des systèmes d'émission, l'occupation et l'ensoleillement. Chaque simplification de phénomène crée des incertitudes sur les entrées qui vont impacter la prévision de charge. Plutôt que de mesurer ces incertitudes une à une, il a été choisi d'en mesurer l'impact global sur un cas d'étude (chapitre 4). En effet, ces incertitudes sont fortement couplées et il est probable qu'elles se compensent dans une certaine mesure.

Relativement à l'objectif de diffusion large de la méthode, il a été choisi de trouver un compromis entre accessibilité et précision de l'information. Ce compromis idéal est décrit dans la figure 40 (Trcka, 2008). Elle illustre le fait qu'un modèle complexe nécessitant un grand nombre d'entrées est précis, mais que ses résultats contiennent une forte incertitude. A l'opposé, un modèle simple qui a un nombre restreint d'entrées est moins précis, mais ses résultats sont moins incertains. Trcka suppose qu'il existe un modèle optimum en fonction de la connaissance du système étudié et des besoins de l'étude.

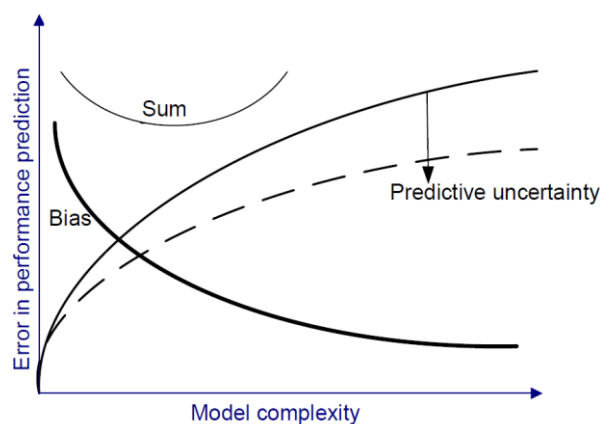


Figure 40 : Précision du modèle vs. Incertitude (Trcka, 2008)

2.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté une méthode de sélection des meilleurs candidats parmi cinq familles de modèles inverses. Les modèles ont été comparés sur leur capacité à prévoir la température et les besoins de climatisation d'un bâtiment multizones simulé.

Parmi les modèles paramétriques linéaires étudiés, le modèle d'équations d'état présente les meilleures performances : il permet de prévoir la température intérieure et les besoins en chauffage avec une grande précision (85% de fitting). Par contre, ces performances sont moins bonnes en refroidissement (70 % de fitting). Les réseaux de neurones sont performants en chauffage et en refroidissement, mais une part non négligeable des réseaux identifiés conduisent à des résultats aberrants. Ce manque de robustesse est préjudiciable pour la prévision et l'optimisation des bâtiments, car elle peut conduire à la création d'inconfort et à la mise en place de stratégies erronées. Parmi les modèles « boîte grise » testés, le modèle R6C2 est le plus performant. Il est plus précis que les modèles « boîte noire », mais nécessite des connaissances supplémentaires sur le bâtiment à modéliser. Contrairement aux modèles purement statistiques, il est robuste face à des situations inconnues (effacement).

Une étude de sensibilité a démontré que tous les paramètres du modèle R6C2 avaient un impact significatif sur les sorties du modèle (puissance et température). Cela permet de valider l'architecture du modèle et de s'assurer que tous les paramètres sont identifiables. De plus, le calcul des indices de Sobol totaux a permis de montrer qu'une fonction objectif minimisant les erreurs de prévision de puissance et de température était nécessaire

Des études supplémentaires ont montré que deux semaines d'apprentissage étaient suffisantes pour l'identification du modèle R6C2. Même si ses performances se dégradent peu en fonction de l'horizon de prévision il est utile de réajuster (exécuter un apprentissage) le modèle tous les mois pour qu'il s'adapte aux variations saisonnières du climat. On a remarqué que les performances des prévisions sont faibles en intersaison, ceci provient du manque de sollicitation thermique pour l'identification des paramètres. Il faudra donc avoir un regard critique lors de son utilisation en climat doux.

Une méthode générale relativement simple a été proposée pour l'obtention des données nécessaires à l'apprentissage du modèle et aux prévisions de charge de climatisation. Le chapitre 4 permettra d'appliquer les méthodes proposées sur un cas d'étude.

Ce chapitre permet de compléter le tableau présentant les points forts et faibles des différents

modèles de bâtiment (tableau 26). Il met en évidence la supériorité du modèle R6C2 pour répondre aux objectifs de la thèse.

Méthode de prévision :	Modèle physique du bâtiment, boîte blanche	Modèle inverse « boîte noire » linéaires	Modèles de réseau de neurones	Modèle inverse « boîte grise »
Rapidité de paramétrage	-	++	++	+
Accès aux données	-	++	++	+
Rapidité d'exécution	-	+	+	+
Sens physique	++	-	--	+
Justesse de la prévision	++	++ (en chauffage) - (en refroidissement)	++ (mais peu robuste face à l'apprentissage)	++
Adapté aux changements de stratégies	++	-	+ (mais peu robuste face à l'apprentissage)	++

Tableau 26 : Présentation des points forts et des faiblesses de différentes techniques de modélisation

Bibliographie

Abushakra, B. & Claridge, D. E., 2008. Modeling office building occupancy in hourly data-driver and detailed energy simulation programs. *ASHRAE Transactions*, II(114), pp. 1-10.

Alaoui El Azher, A., 1992. Identification des systèmes à deux échelles de temps et application au chauffage optimal de bâtiments. *Ecole des Mines de Paris*.

Bacher, P. & Madsen, H., 2011. Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings. *Energy and Buildings*, Issue 43, pp. 1511-1522.

Ben-Nakhi, A. E. & Mahmoud, M. A., 2004. Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks. *Energy Conversion and Management*, Issue 45, pp. 2127-2141.

Bertagnolio, S., 2012. Evidence-based model calibration for efficient building energy services. *University of Liège*.

Bézian, J.-J. & Barles, P., 1997. Les émetteurs de chaleur. *Ecole des Mines de Paris*.

Bird, R. E. & Hultrom, R. L., 1981. A simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surface. *Solar Energy Research Institute*.

Braun, J. E. & Chaturvedi, N., 2002. An inverse Gray-Box Model for transient building load prediction. *HVAC&R Research*, Issue 8, pp. 73-99.

Byrd, R. H., Gilbert, J. C. & Nocedal, J., 2000. A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming. *Math. Program.*, Issue 89, pp. 149-185.

Coley, D. & Penman, J., 1992. Second order system identification in the thermal response of real building. Paper II : Recursive formulation for on-line building energy management and control. *Building and Environment*, 3(27), pp. 269-277.

CSTB, 2005. Réglementation Thermique 2005.

Da Silva, D., 2011. Analyse de la flexibilité des usages électriques résidentiels : application aux usages thermiques. *MINES ParisTech*.

Dehaussé, R., 1988. Energétique des bâtiments. *PYC édition*.

Fraisse, G., Viardot, C., Lafabrie, O. & Achard, G., 2002. Development of simplified and accurate building model based on electrical analogy. *Energy and Buildings*, Issue 34, pp. 1017-1031.

Freire, R. Z., Oliveira, G. H. & Mendes, N., 2008. Development of regression equations for predicting energy and hygrothermal performance of buildings. *Energy and Buildings*, Issue 40, pp. 810-820.

Fux, S., Ashouri, A., Benz, M. & Guzzela, L., 2012. EKF based self-adaptive thermal model for a passive house. *Energy and Buildings*.

Gigon, A. & Jicquel, J.-M., 2011. Modèle de comportement thermique de bâtiment tertiaire : le problème de l'identification des paramètres du modèle. *REE*, Issue 4, pp. 107-112.

Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J., 2008. The Elements of Statistical Learning. *Springer Series in Statistics*.

Hazyuk, I., Ghiaus, C. & Penhouet, D., 2011. Optimal temperature control of intermittently heated buildings using model predictive control: part I - Building modeling. *Building and Environment*.

Hofierka, J. & Sári, M., 2002. The solar radiation model for Open source GIS: Implementation and applications. *Open source GIS*.

Jansen, M. J., 1999. Analysis of variance designs for model output. *Computer Physics Communications*, Issue 117, pp. 35-43.

Jiménez, M. & Madsen, H., 2008. Models for describing the thermal characteristics of building components. *Building and Environment*, Issue 43, pp. 152-162.

Jiménez, M., Madsen, H. & Andersen, K., 2008. Identification of the main thermal characteristics of building components using Matlab. *Building and Environment*, Volume 43, pp. 170-180.

Kasten, F. & Czeplak, G., 1980. Solar and terrestrial radiation dependent on the amount and type of cloud. *Solar Energy*, Issue 24, pp. 177-189.

Kawashima, M., Dorgan, C. E. & Mitchell, J. W., 1995. Hourly thermal Load prediction for the next 24 hours by ARIMA, EWMA, LR and artificial neural network. *ASHRAE Transactions*, pp. 186-200.

Kramer, R., Schijndel, J. V. & Schellen, H., 2012. Simplified thermal and hygric building models: A literature review. *Frontiers of architectural Research*, Issue 1, pp. 318-325.

Kreider, J. F. & Rabl, A., 1994. Heating and cooling of buildings : Design for efficiency. *McGraw-Hill*.

Kurpisz & Nowak, 1995. Inverse Thermal Problems. *Computational Mechanics Publications*.

Laret, L., 1980. Contribution au développement de modèles mathématiques du comportement

thermique transitoire de structures d'habitation. *Université de Liege*.

Liou, K.-N., Freeman, K. & Sasamori, T., 1978. Cloud and aerosol effects on the solar heating rate of the atmosphere. *Tellus*, Volume 30, pp. 62-70.

Ljung, L., 1987. System Identification : theory of the user. *University of Linkoping*.

Madsen, H. & Holst, J., 1995. Estimation of continuous-time models for the heat dynamics of a building. *Energy and Buildings*, Issue 22, pp. 67-79.

Madsen, K., Nielsen, H. & Tingleff, O., 2004. Methodes for non-linear least squares problems. *Informatics and Mathematical Modelling*.

Makovicka, V., Berthou, T. & Salvazet, R., 2012. Modélisation et interprétation des apports solaires adaptés à la mise en place de stratégies d'optimisation de consommation dans les bâtiments tertiaires. *VERI-ENSEM*.

Malisani, P., Chaplais, F., Petit, N. & Feldmann, D., 2010. Thermal building model identification using time-scaled identification methods. *49th IEEE*.

Mechaqrane, A. & Zouak, M., 2004. A comparison of linear and neural network ARX models applied to a prediction of the indoor temperature of building. *Neural Computing and Application*, Issue 13, pp. 32-37.

Mejri, O., Palomo Del Barrio, E. & Ghrab-Morcos, N., 2011. Energy performance assessment of occupied buildings using model identification techniques. *Energy and buildings*, Issue 43, pp. 285-299.

METEO-FRANCE, 2012. La fiabilité des prévisions météorologiques. www.meteo.fr.

Moon, J. W. & Kim, J.-J., 2010. ANN-based thermal control models for residential buildings. *Building and Environment*, Issue 45, pp. 1612-1625.

Moutarde, F., 2008. Apprentissage Artificiel. *Cours des Mines Paristech, Centre de Robotique*.

Mustafaraj, G., Chen, J. & Lowry, G., 2010. Development of room temperature and relative humidity linear parametric models for an open office using BMS data. *Energy and Buildings*, Issue 42, pp. 348-356.

Mustafaraj, G., Lowry, G. & Chen, J., 2011. Prediction of room temperature and relative humidity by

autoregressive linear and nonlinear neural network models for an open office. *Energy and buildings*.

Norme, 2006. Arrêté du 9 novembre 2006 portant approbation de diverses méthodes de calcul pour le diagnostic de performance énergétique en France métropolitaine.

Olesen, B. W., 2001. *Control of floor heating and cooling systems*. Napoli, Clima 2000.

Orsini, A., 2002. Cloud cover classification through simultaneous ground-based measurements of solar and infrared radiation. *Atmospheric research*, Issue 61, pp. 251-275.

Palomo Del Barrio, E., Lefebvre, G., Behar, P. & Bailly, N., 2000. Using model size reduction techniques for thermal control applications in buildings. *Energy and Buildings*, Issue 33, pp. 1-14.

Rabl, A., 1988. Parameter estimation in buildings: methods for dynamic analysis of measured energy use. *Transactions of the ASME*, Volume 110.

Rabl, A. & Rialhe, A., 1992. Energy signature models for commercial buildings: test with measured data and interpretation. *Energy and building*, Volume 19, pp. 143-154.

Richalet, V., 1991. Caractérisation énergétique des bâtiments sur site : Identification de modèles dynamiques et Méthodes de signature Énergétique. *Institut National Polytechnique de Grenoble*.

Riviere, P., 2012. Sustainable industrial policy - Building on the ecodesign directive - Energy using product. *ARMINES*.

Roujol, S., 2003. Methodes de calcul previsionnel des consommations d'énergie des bâtiments climatisés - Incertitude et validation. *Ecole des Mines de Paris*.

Roux, J.-J., 1984. Proposition de modèles simplifiés pour l'étude du comportement thermique des bâtiments. *Institut national des sciences appliquées de Lyon*.

Salque, T., Riederer, P. & Marchio, D., 2012. Development of a neural network-based building model and application to geothermal heat pumps predictive control. *SIMUL2012*.

Saltelli, A. et al., 2010. Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, Issue 181, pp. 259-270.

Sasamori, T., 1968. *The radiative cooling calculation for application to general circulation experiments*, Boulder: National center for Atmospheric Research.

Sharmer, K. & Greif, J., 2000. The ESRA Handbook. *Ecole des Mines de Paris*.

Sobol, I., 2001. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and Computers in Simulation*, Issue 55, pp. 271-280.

Trcka, M., 2008. Co-simulation for performance prediction of innovative integrated mechanical energy systems in buildings.

Waltz, R., Morales, J., Nocedal, J. & Orban, D., 2006. An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps. *Math. Program.*, Issue 107, pp. 391-408.

Wang, S. & Chen, Y., 2001. A novel and simple building load calculation model for building and system dynamic simulation. *Applied Thermal Engineering*, Issue 21, pp. 683-702.

Wang, S. & Chen, Y., 2002. A simple procedure for calculating thermal response factors and conduction transfer function of multilayer walls. *Applied Thermal Engineering*, Issue 22, pp. 333-338.

Yao, Y., Lian, Z., Liu, S. & Hou, Z., 2004. Hourly cooling load prediction by a combined forecasting model based on analytic hierarchy process. *International Journal of Thermal Sciences*, Issue 43, pp. 1107-1118.

Zayane, C., 2011. Identification d'un modèle de comportement thermique de bâtiment à partir de sa courbe de charge. *Ecole nationale supérieure des Mines de Paris*.

Chapitre III : Développement de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement

Sommaire :

3	Conception de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement	101
3.1	Analyse bibliographique.....	102
3.2	Contraintes sur les stratégies d'optimisation	104
3.2.1	Le confort des occupants	104
3.2.2	Contraintes de pilotage.....	106
3.3	Présentation des stratégies d'optimisation	107
3.3.1	Calcul des performances des stratégies de conduite optimale	107
3.3.2	Stratégie 1 : optimisation de la relance en chauffage	108
3.3.3	Stratégie 2 : optimisation tarifaire.....	113
3.3.4	Stratégie 3 : effacement en puissance.....	119
3.3.5	Bilan sur les stratégies d'optimisation et d'effacement	123
3.4	Analyse paramétrique : test de la généricité des potentiels de gain	123
3.4.1	Variation du climat.....	124
3.4.2	Variation des caractéristiques du bâti	127
3.4.3	Variation de la structure de prix de l'énergie	130
3.4.4	Bilan de l'analyse paramétrique	130
3.5	Conclusion.....	132
	Bibliographie	133

3 Conception de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement

Ce chapitre répond au second objectif de la thèse en proposant des stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement adaptées aux bâtiments tertiaires. Il existe de nombreuses stratégies de MDE dans la littérature, mais peu d'entre elles semblent adaptées aux contraintes d'exploitation, à la maîtrise de l'inconfort et au modèle de bâtiment mono-zone (R6C2). Les stratégies proposées dans cette thèse sont choisies à partir de la littérature, mais aussi de visites de sites et d'échanges informels avec des exploitants de bâtiments.

Les stratégies sélectionnées ont les objectifs suivants :

- Réduire la consommation énergétique globale des bâtiments en hiver en optimisant la relance du matin. Cette stratégie n'a pas d'impact sur le confort si elle est bien réglée.
- Lorsque le prix de l'électricité est variable (tarif vert pour l'électricité par exemple), profiter de l'inertie du bâtiment pour décaler les besoins et réduire le coût de climatisation. Cette stratégie a un impact faible et maîtrisé sur le confort.
- Permettre au gestionnaire du bâtiment de répondre à des demandes extérieures d'effacement provenant du réseau (électrique ou de chaleur). Cette stratégie a un impact maîtrisé sur le confort.

Les stratégies sont réalisées à partir du modèle R6C2 validé dans le chapitre 2. Il a été au préalable identifié à partir des données d'apprentissage (modèle de référence TRNsyst).

Les algorithmes d'optimisation utilisés sont le « point-intérieur » ou « l'algorithme génétique ». Ils sont présentés dans le chapitre 2.

Dans tous les tests effectués, les performances des systèmes de climatisation ne sont pas prises en compte et la puissance thermique fournie est purement convective. Les gains des stratégies sont exprimés en valeur relative ; ils ne sont pas impactés si la performance des systèmes est constante dans le temps. Par exemple, une pompe à chaleur qui a un COP¹ de 4 toute l'année présentera les mêmes gains relatifs (en %) qu'une pompe à chaleur qui a un COP de 5 toute l'année. Par contre, si le COP varie dans le temps (ce qui est le cas pour la majorité des systèmes thermodynamiques), les gains seront modifiés. L'annexe 3.1 présente un cas d'étude avec une pompe à chaleur réversible air-eau pour laquelle le COP varie en fonction de la température extérieure.

Les objectifs du chapitre sont de :

¹ Coefficient de Performance

- 1- Proposer des stratégies qui respectent les contraintes d'exploitation des bâtiments tertiaires et qui garantissent le mieux possible le confort des occupants.
- 2- Montrer que le modèle R6C2 est adapté à la mise en place de stratégies d'optimisation (le chapitre 2 montre qu'il permet de mettre en place des stratégies de délestage simple)
- 3- Estimer les gains potentiels
- 4- Mettre en évidence les paramètres impactant ces gains

3.1 Analyse bibliographique

Une analyse bibliographique permet de distinguer trois familles de stratégies d'optimisation. La première correspond à l'optimisation de la puissance de chauffage avec pour objectif de minimiser la consommation (Oestreicher, et al., 1996), (Hazyuk, et al., 2012), (Mossolly, et al., 2009) et (Morosan, et al., 2010). Une majorité utilise un MPC² pour optimiser les consommations, il s'agit de calculer la trajectoire optimale lors d'un changement de consigne en anticipant les conditions futures (météo et occupation). Les gains résultant de ces stratégies varient en fonction du bâtiment étudié, du climat et des hypothèses retenues (voir tableau 1).

La seconde stratégie correspond à une minimisation globale du coût par optimisation de la puissance de chauffage ou des consignes (Henze, et al., 2007), (Verhelst, et al., 2012), (Salsbury, et al., 2013). Comme le montre le tableau 1, les gains obtenus sont encore une fois très variables. Ce type de stratégie est utilisé lorsque le prix de l'énergie varie au cours d'une même journée, ce qui permet de décaler les besoins en heures creuses et d'effectuer des effacements en heures de pointes.

La troisième stratégie a pour objectif de limiter les pics de puissance (Reddy, et al., 1991), (Lee & Braun, 2008). L'amplitude des réductions de puissance est importante, mais l'énergie consommée n'est pas optimisée. Ces stratégies sont intéressantes dans un contexte d'incitation à l'effacement du réseau.

Le tableau 1 synthétise des principales études sur le sujet. On remarque qu'une majorité d'entre elles se concentrent sur l'optimisation en chauffage avec des données issues de simulations. Les bâtiments les plus représentés sont les maisons individuelles et les universités. Dans ce chapitre, le cas d'étude est un bâtiment de bureaux, en chauffage et refroidissement.

² Model Predictive Control : c'est une boucle fermée de régulation qui prend en compte les conditions futures pour optimiser la trajectoire d'un système devant atteindre une consigne.

Auteur	Type de bâtiment	Type de modèle	type de données	chaud/froid	Variable optimisée	Algorithme d'optimisation	Gain
(Reddy, et al., 1991)	maison individuelle	modèle RC identifié mono-zone	mesures	refroidissement	flux (puissance)	empirique	réduction de pic
(Oestreich, et al., 1996)	bâtiment non résidentiel	modèle physique mono-zone	mesures	chauffage et refroidissement	puissance (plancher chauffant)	contrôleur stochastique	24-31% de réduction de consommation
(Henze, et al., 2007)	bâtiment tertiaire	modèle physique multizones	mesures	refroidissement	période et durée de pré refroidissement	optimisation non linéaire : nelder-mead simplex	13% de gain financier
(Lee & Braun, 2008)	bâtiment de bureaux	modèle RC identifié mono-zone	mesures et simulation	refroidissement	température de consigne	semi-analytical, weighted - average	30 % de réduction de pic
(Mossolli, et al., 2009)	université	modèle physique multizones	simulation	refroidissement	température de consigne, débit d'air neuf, température de soufflage	algorithme génétique, multi objectifs	11-34% réduction de consommation
(Morosan, et al., 2010)	maison individuelle	modèle physique multizones (simbad)	simulation	chauffage	flux (puissance)	MPC linéaire	13.4% réduction de consommation
(Privara, et al., 2011)	université	équations d'état identifiées mono-zone	mesures	chauffage	température de consigne	MPC non linéaire	17-24% réduction de consommation et amélioration du confort
(Siroky, et al., 2011)	université	modèle physique multizone	mesures	Chauffage	Flux	MPC	15-28% de gain économique
(Karlsson & Hagetoft, 2011)	maison individuelle	modèle physique identifié mono-zone et modèle physique multizones	simulation	chauffage	température d'eau : plancher chauffant	MPC linéaire	amélioration du confort
(Hazyuk, et al., 2012)	maison individuelle	équations d'état identifiées mono-zone	simulation	chauffage	flux (puissance)	linear programming	amélioration du confort et réduction de consommation
(Verhelst, et al., 2012)	maison individuelle	modèle physique mono-zones	simulation	chauffage	PAC sur plancher chauffant, température d'eau	programmation quadratique séquentielle	5% de gain économique
(Salsbury, et al., 2013)	commerce	modèle physique multizones	simulation	refroidissement	cycle du compresseur, température de soufflage	MPC	17-28% de gain économique

Tableau 1 : principales études sur l'optimisation du pilotage des bâtiments

Cette analyse bibliographique montre que les gains attendus, énergétiques, financiers, ou de réduction de puissance sont conséquents (jusqu'à 30 % pour certaines stratégies). Ces gains sont aussi très variables et dépendent de plusieurs paramètres tels que le type de bâtiment, les hypothèses de modélisation, le climat, les contraintes de confort, la méthode de calcul de gain (définition de la référence), les variables optimisées et l'horizon de prévision. Les optimisations

proposées vont s'inspirer de ces 3 types de stratégies. Les contraintes et les méthodes de calcul seront choisies pour s'adapter au contexte de l'étude.

3.2 Contraintes sur les stratégies d'optimisation

3.2.1 Le confort des occupants

Les stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement peuvent impacter le confort des occupants dans une certaine limite. Elles sont développées de manière à respecter à tout moment les recommandations de la norme NF EN 15251³. Cette norme utilise 4 catégories pour désigner les niveaux de confort.

Catégorie	Explication
I	Niveau élevé attendu qui est recommandé pour les espaces occupés par des personnes très sensibles et fragiles avec des exigences spécifiques comme des personnes handicapées, malades, de très jeunes enfants et des personnes âgées.
II	Niveau normal attendu qu'il convient d'utiliser pour les bâtiments neufs et les rénovations.
III	Niveau modéré acceptable attendu qui peut être utilisé dans les bâtiments existants.
IV	Valeurs en dehors des critères des catégories ci-dessus, il convient que cette catégorie soit utilisée seulement durant une partie restreinte de l'année.

Tableau 2 : Description pour l'application des catégories utilisées, extrait de la norme NF EN 15251

Au vu de ce tableau, les stratégies d'optimisation énergétique et de d'effacement devront au minimum se situer dans la catégorie III pendant des périodes restreintes.

Pour la catégorie III et les bâtiments du secteur tertiaire, la norme propose les températures minimums suivantes :

Type de bâtiment	Température opérative ⁴ minimum pour le chauffage (°C)	Température opérative maximum pour le rafraîchissement (°C)
Bureau, restauration, enseignement (hors maternelle)	19	27
Ecole maternelle	16.5	26
Grand magasin	15	26

Tableau 3 : Niveau de température acceptable en chauffage et rafraîchissement

³ Critère d'ambiance intérieure pour la conception et l'évaluation de la performance énergétique des bâtiments couvrant la qualité d'air intérieur, la thermique, l'éclairage et l'acoustique

⁴ Dans cette étude, la température opérative est assimilée à la température de l'air intérieur. Il serait plus juste de tenir compte de la température de surface des parois, mais elle est difficilement accessible sur un site réel. De plus le modèle R6C2 n'a pas été validé en prévision de température de parois

Les changements de température intérieure trop rapides peuvent aussi créer de l'inconfort, c'est pourquoi il a été décidé de les limiter lors des effacements. Les valeurs de la norme ISO 7730 sont utilisées, elle spécifie qu'une variation de température intérieure inférieure à 1 °C n'a pas de répercussion sur le confort (même si elle est ressentie). Ainsi, dans la suite de l'étude, les variations (positives ou négatives) de température de consigne sont limitées à 1 °C par heure en période d'occupation. Dans certaines situations, la limite de variation sera fixée bien plus basse, afin de laisser le temps à la température intérieure d'atteindre la consigne (pour les bâtiments très inertes). Ceci permet d'imposer les contraintes de confort sur les consignes de température et non pas directement sur la température intérieure. Les mêmes contraintes de confort seront utilisées pour les stratégies d'optimisation et d'effacement.

Pour limiter l'amplitude et la durée de confort de « catégorie III », la notion de « surface d'inconfort » est introduite. La surface d'inconfort est le produit de la durée par l'amplitude de l'effacement (en °C.h). Il est supposé qu'à l'intérieur de la zone III, une réduction de température intérieure de 2 °C pendant deux heures génère autant d'inconfort qu'une réduction de 1 °C pendant 4 heures (pour ces deux cas de figure, la surface d'inconfort est de 8 °C.h). La figure 1 illustre cette hypothèse.

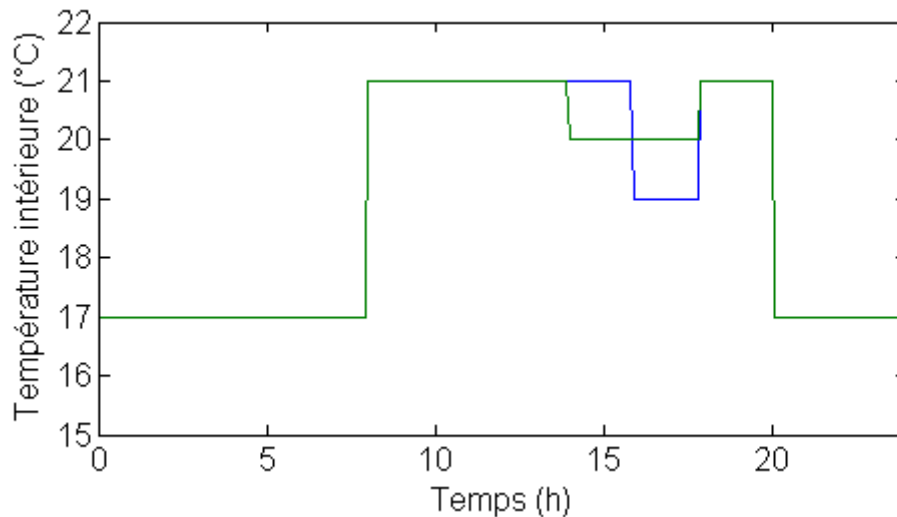


Figure 1 : Illustration du principe de surface d'inconfort équivalente (en hiver).

L'inconfort est calculé dès lors que l'on s'écarte de la zone de confort de référence. Dans cette étude, le parti pris est de s'approcher au maximum de ce qui peut être rencontré sur site. La zone de confort est donc fixée entre 21 et 22 °C en hiver et entre 24 et 25 °C en été. Ces températures sont éloignées des recommandations des normes, mais réalistes par rapport aux observations sur site. En revanche, les préconisations de confort des normes serviront pour définir les limites à ne

jamais dépasser. Ainsi, pour les bureaux et l'enseignement, la température minimum acceptable en chauffage est 19 °C et la température maximale acceptable en refroidissement est de 27 °C.

3.2.2 Contraintes de pilotage

Dans la majorité des bâtiments du secteur tertiaire, le confort des occupants est assuré par le contrôle de la température intérieure à l'aide d'un système de régulation (capteur+ actionneur) dans chaque pièce. Les systèmes de régulation de climatisation ont majoritairement une architecture fermée, dans laquelle il n'est pas possible d'en modifier la programmation interne sans l'autorisation des constructeurs. Il n'est possible de jouer que sur les paramètres de réglage (consignes). Les stratégies envisagées agiraient donc en amont de ces systèmes (l'annexe 4.2 présente deux approches d'optimisation).

Le modèle R6C2 est mono-zone, il faut donc des stratégies qui puissent tenir compte des spécificités de chaque zone du bâtiment. En effet, les zones thermiques peuvent avoir un comportement thermique (statique et dynamique) différent et nécessiter des puissances de climatisation adaptées. Les entrées du modèle peuvent être optimisées à condition que les gestionnaires puissent les modifier. Ainsi, la température de consigne, le débit d'air neuf, la puissance maximale disponible sont des entrées qu'il est possible d'optimiser. Le débit d'air est encadré par des consignes sanitaires liées au nombre d'occupant, il n'est possible d'en modifier la consigne que si toutes les pièces du bâtiment sont équipées de capteurs de CO₂ ; ce qui n'est pas le cas dans la majorité des bâtiments. Ce type de stratégie n'est donc pas retenu par la suite. La température de consigne et la puissance maximale disponible semblent bien adaptées, car elles permettent de profiter du système de régulation déjà en place et d'assurer un flux thermique adapté dans chaque zone thermique.

Ainsi, il a été choisi d'optimiser la température de consigne intérieure qui est une entrée réglable des systèmes CVC. Un autre avantage est la robustesse de la stratégie, en effet les incertitudes des entrées et l'imperfection du modèle R6C2 rendent imprécis le calcul de la puissance. En agissant sur la consigne, même si les prévisions sont entachées d'erreurs, le confort des occupants reste assuré (la régulation pièce par pièce du bâtiment reste intacte).

En effacement, il a été choisi d'optimiser la puissance maximum disponible. Cette entrée n'est pas une consigne habituelle, mais semble être le meilleur moyen de contrôler les pics de consommation (quelle que soit la précision du modèle de bâtiment). Il n'a pas semblé judicieux d'effectuer des effacements à partir de la température de consigne, car les erreurs de prévision de puissance peuvent entraîner des pénalités (dépassement de la puissance souscrite). Dans cette configuration, il

Il y a un risque de sortir de la zone de confort.

Il a été choisi d'utiliser uniquement des fonctions mono-objectif pour que les informations en sortie des algorithmes d'optimisation puissent permettre une prise de décision sous la forme d'une consigne claire et interprétable par un automate. Il aurait été possible de proposer des stratégies multi-objectifs, qui permettent de trouver un compromis entre les gains énergétiques (ou financiers) et le confort des occupants. Mais, ce type d'optimisation propose plusieurs solutions optimisées (souvent sous la forme d'un front de Pareto) et nécessite un arbitrage supplémentaire pour les transformer en consignes de pilotage.

Pour ne pas avoir à réaliser de modification des systèmes de régulation en place, il a été préféré une optimisation en boucle ouverte avec mise à jour de consignes (envoi des consignes optimisées au bâtiment) et de l'état énergétique du bâtiment (envoi des mesures vers l'ordinateur de contrôle) toutes les 24 h (voir annexe 4.2). Cela permet en outre de laisser la possibilité au bâtiment de fonctionner sans optimisation en cas de divergence inattendue de l'algorithme de contrôle par modèle.

3.3 Présentation des stratégies d'optimisation

Ce paragraphe propose 2 stratégies de conduite optimale et une stratégie d'effacement. Elles sont paramétrables pour répondre aux contraintes spécifiques de chaque bâtiment. L'horizon d'optimisation est fixé à 24 h et le pas de temps à 30 minutes ; ceci pour limiter le nombre de paramètres à optimiser et les temps de calcul. Dans ces conditions, il y a 48 paramètres à optimiser au maximum. Augmenter l'horizon d'optimisation nécessiterait d'augmenter l'horizon de prévision, sachant que les données d'entrée prévues (température extérieure nébulosité) risquent d'être peu fiables au-delà de 24 h.

Chaque stratégie est illustrée par des exemples. Les courbes de référence (en noir) et les courbes optimisées (en rouge) sont des sorties du modèle R6C2.

3.3.1 Calcul des performances des stratégies de conduite optimale

Les gains des stratégies mises en place sont mesurés à partir d'un scénario de référence. Il peut correspondre au régime habituel de fonctionnement du bâtiment ou à un autre scénario proche qui a les mêmes contraintes de confort que le scénario optimisé. Deux critères permettent de mesurer les gains résultants des stratégies d'optimisation :

- Gain relatif sur 24 h (G24) : ce critère permet de comparer le scénario optimisé avec le scénario de référence en considérant uniquement la période de 24 h.

$$G24 = \frac{f(x_{ref}) - f(x_{opt})}{f(x_{ref})} \quad (1)$$

La fonction f peut être une énergie ou un coût en fonction de l'objectif de la stratégie.

- Gain relatif avec recouvrement (GR) : ce critère permet de prendre en compte les modifications de la quantité d'énergie stockée/déstockée dans la structure du bâtiment lors de l'optimisation. Il faudra en effet rééquilibrer l'état thermique du bâtiment en dehors de la période d'optimisation.

$$GR = \frac{f(x_{ref}) - (f(x_{opt}) + g(stock))}{f(x_{ref})} \quad (2)$$

Avec x_{ref} le vecteur de référence et x_{opt} le vecteur optimisé. La fonction « g » exprime une énergie ou un coût, elle est homogène à f . Par exemple, pour un calcul en énergie, la fonction g correspond à la différence de consommation entre la référence et l'optimisation. Cette différence est calculée à partir de la fin de la journée optimisée et jusqu'à plusieurs jours après.

Le phénomène de recouvrement devient négligeable lors de l'optimisation de plusieurs jours consécutifs. C'est pourquoi il n'y a plus de distinction entre le gain relatif (G24) et le gain relatif avec recouvrement (GR) dans cette configuration. On estime que même pour un bâtiment très inerte, l'optimisation d'une journée n'a plus d'impact sur l'état énergétique de celui-ci 7 jours après l'optimisation.

3.3.2 Stratégie 1 : optimisation de la relance en chauffage

Cette stratégie peut être utilisée dans tout bâtiment piloté par la température de consigne intérieure et est adaptée lorsque le prix de l'énergie est constant. Il s'agit de calculer la température de consigne à imposer pendant la nuit pour que la consommation soit la plus faible possible tout en assurant le confort thermique des occupants lors de leur arrivée dans le bâtiment.

Dans les climats français, il est rare de prévoir des périodes de relance pour le refroidissement, car la température baisse pendant la nuit. Les besoins de refroidissement proviennent en majorité des gains internes et de l'ensoleillement qui sont absents en période d'inoccupation du bâtiment (sauf l'ensoleillement le weekend). Ainsi, cette stratégie est uniquement testée en chauffage.

L'équation 3 présente la fonction objectif à minimiser :

$$S1(x) = \sum_t (P_h(x, t)) \times (\max(0, (T_{obj} - T_{i8h}(x))) + 1) \quad (3)$$

- T_{obj} est la température de confort souhaitée à 8h
- P_h est la puissance calculée par le modèle
- $T_{i8h}(x)$ est la température intérieure prévue par le modèle avec les consignes « X »

Variable à optimiser (X^5):	- Température de consigne de 0h à 8h
Contraintes :	- T_c peut varier entre 13 °C et 22 °C
Objectifs :	- Minimiser la consommation de chauffage sur 24 h - Atteindre une température intérieure de 20 °C à 8h

Tableau 4 : Présentation de la stratégie 1

La stratégie est entièrement paramétrable, les périodes d'optimisation et les valeurs des contraintes sont des variables qui peuvent être modifiées en fonction des contraintes ou des besoins spécifiques du site (tableau 4).

Cette stratégie est illustrée par deux exemples : le premier lors d'une période relativement chaude et le second lors d'une période froide. Suite à ces exemples, un test sur 3 mois consécutifs est réalisé pour obtenir un ordre de grandeur des gains réalisables et mieux comprendre les facteurs influents.

Dans ce premier exemple, la température extérieure moyenne est de 9 °C lors de la journée optimisée, ce qui est relativement chaud pour un mois de février. Comme l'explique le tableau 4, la température de consigne est optimisée pour minimiser l'énergie consommée sur 24 h et atteindre une température intérieure de 20 °C à 8h.

⁵ $X=[T_{cons}(t=0.5h), T_{cons}(t=1h), T_{cons}(t=1.5h),...]$

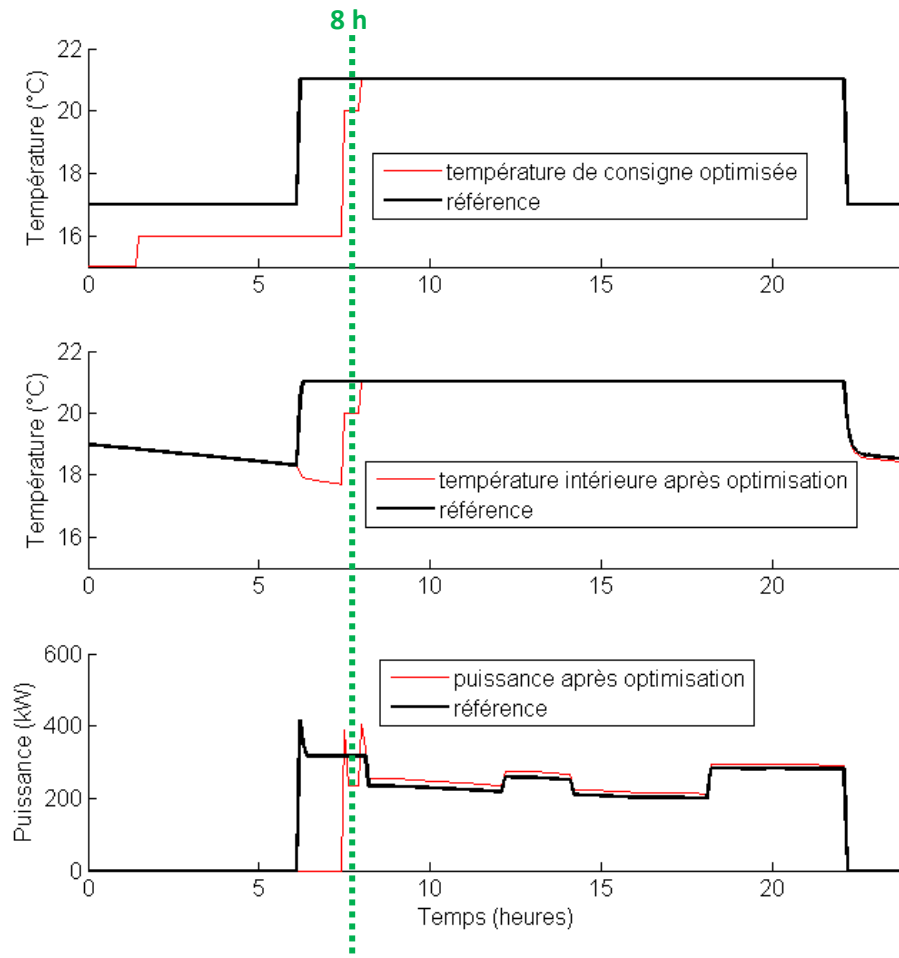


Figure 2 : Exemple d'optimisation de la relance un jour hiver relativement chaud (24 h en février)

Cette optimisation permet de retarder la relance du chauffage d'environ 1h30 par rapport à la référence (figure 2). Cela réduit la consommation sur 24 h de 5.8 % (G24) et de 1.7 % (GR) en prenant en compte l'énergie stockée dans le bâtiment. De plus, l'objectif sur le confort est atteint puisque la température intérieure à 8h est de 20 °C.

Dans l'exemple suivant, la température extérieure moyenne est de -4.5 °C. Dans ce type de situation, le gestionnaire du bâtiment devrait programmer la relance plus tôt pour assurer le confort lors de l'arrivée des occupants. Pour illustrer l'intérêt de la stratégie, la référence n'est pas modifiée et la relance s'effectue toujours à 6h.

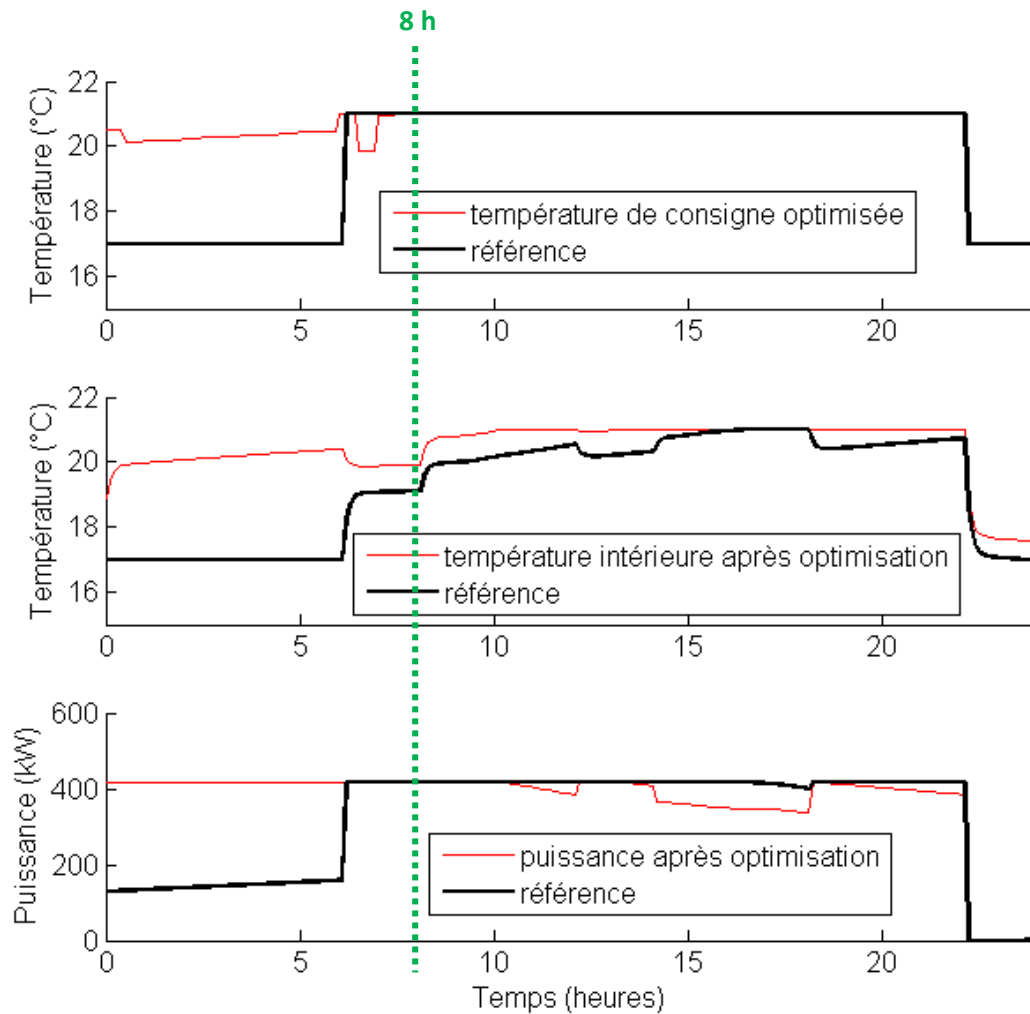


Figure 3 : Exemple d'optimisation de la relance un jour d'hiver très froid (24 h en février)

L'optimisation impose aux systèmes de chauffer le bâtiment à puissance maximale de minuit à 8h sans interruption (figure 3). Cela conduit à une surconsommation de 8 % (G24) par rapport au scénario de référence. La surconsommation avec recouvrement (GR) est inférieure au G24 et se limite à 2.3%. La température intérieure à 8 h après optimisation est de 19.9 °C au lieu de 19.1 °C sans optimisation. L'objectif de 20 °C est pratiquement atteint, cette stratégie a permis d'augmenter sensiblement le confort des occupants.

On remarque une légère baisse de la température intérieure vers 6 heures du matin (figure 3), ceci provient de la mise en route de la ventilation et non pas de la baisse de la température de consigne.

La stratégie 1 répond à deux objectifs : Le premier est de réduire la consommation de chauffage en période relativement chaude tout en assurant le confort des occupants. Le second est de contraindre la mise en marche des systèmes de chauffage lors des jours très froids au cours desquels

la température de confort ne sera pas atteinte avec la régulation de référence (température intérieure à 8h dans ces exemples), afin d'améliorer le confort des occupants.

Appliquer cette stratégie d'optimisation sur plusieurs semaines consécutives en hiver permet de calculer un ordre de grandeur des gains énergétiques pour ce type de bâtiment avec le climat de Paris. La période choisie débute au cœur de l'hiver et dure jusqu'au début du printemps, ceci pour avoir une évolution des températures extérieures.

Mois	Semaines	Gain énergétique (%)	Température extérieure moyenne du lundi au vendredi (°C)
Février	1	3.5	6.0
	2	2.7	1.8
	3	2.1	0.78
	4	2.3	7.3
Mars	1	4.3	3.8
	2	4.2	6.4
	3	3.7	8.3
	4	12.5	9.5
Avril	1	10.6	8.4
	2	46.3	13.2
	3	11.2	8.4
	4	20.0	10.3

Tableau 5 : Résultats d'optimisation pour 3 mois consécutifs

Les résultats de l'optimisation varient de manière significative d'une semaine à l'autre (tableau 5). Ils augmentent avec la température extérieure. Cette relation n'est pas linéaire avec l'apparition d'un effet de seuil lorsque la moyenne de température extérieure se rapproche de 9°C. Les autres facteurs influençant les gains peuvent être l'ensoleillement, mais aussi les variations de température infra journalière.

Les gains peuvent être élevés lorsque le climat est doux (jusqu'à 46%), mais l'énergie économisée reste minime, car les besoins du bâtiment sont faibles.

Cette stratégie optimise la montée en température du bâtiment à partir des prévisions météo et d'occupation. Elle permet de calculer la température de consigne (au pas de temps de 30 minutes) qui permettra d'atteindre la température intérieure de confort en minimisant l'énergie dépensée. Les gains calculés sont faibles lorsqu'il fait froid, mais cette stratégie permet d'améliorer le confort les jours les plus froids en anticipant les besoins. L'intérêt de cette stratégie est d'améliorer l'autonomie du bâtiment lors de la saison de chauffe. Si un technicien ajuste l'heure de relance en fonction du climat les gains seront faibles, mais si elle est programmée de manière définitive pour

toute la saison de chauffe afin de garantir le confort dans les pires conditions climatiques, alors les gains potentiels sont élevés.

3.3.3 Stratégie 2 : optimisation tarifaire

Lorsque le prix de l'énergie varie au cours du temps, il est possible d'adapter le pilotage du bâtiment pour minimiser la facture énergétique. Le principe est d'anticiper les pics tarifaires en chargeant thermiquement les parois du bâtiment. Pour illustrer cette stratégie, des prix du type « tarif vert » (voir Annexe 4.3) seront utilisés. Pour rendre possible ce décalage de charge, on autorise des dégradations contrôlées du confort. Il s'agit de définir ce qui est acceptable pour les occupants du bâtiment. Dans cet exemple, la limite basse de température de consigne en période d'occupation est fixée à 19 °C et la variation de température maximale est fixée à 1 °C par heure. De plus, la surface d'inconfort est limitée à 8 °C.h (notion définie dans la section 4.2.1). Ces contraintes de confort peuvent être adaptées en fonction du site à optimiser. Deux consignes références sont utilisées : la première correspond à la configuration par défaut avec une consigne de confort à 21°C, elle est appelée « consigne sans stratégie de MDE » dans la suite. La seconde est une référence ayant la même surface d'inconfort (8°C.h) que la consigne optimisée, répartie sur toute la période de confort (la consigne n'est plus 21°C, mais 20.43°C de 8 h à 22 h). Les gains sont calculés à confort équivalent, c'est donc la seconde référence qui est utilisée.

L'équation 4 présente la fonction objectif à minimiser :

$$S2(x) = \sum_t P_h(x, t) \Delta t \times \text{prix}(t) \quad (4)$$

Le paramètre « prix » est un vecteur représentant le coût de l'énergie (ici électrique) à chaque pas de temps.

On rappelle que l'étude est réalisée en besoin, les résultats sont donc valables lorsque les systèmes de production et d'émission ont des performances constantes dans le temps.

De nouveau, la stratégie est illustrée par des exemples, cette fois-ci en chauffage et en refroidissement.

3.3.3.1 Optimisation en chauffage

Variable à optimiser (x) :	- Température de consigne de 0h à 22h
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - T_c peut varier de 15 °C à 22 °C de 0 à 8 h - T_c peut varier de 19 °C à 22 °C de 8 à 22 h - $\text{abs}(T_c(t) - T_c(t+1)) \leq 1$ °C de 8 h à 22 h - La surface d'inconfort est limitée à 8°C.h
Objectif :	- Minimiser la facture énergétique sur 24 h

Tableau 6 : Présentation de la stratégie 2 en chauffage

Comme pour la stratégie précédente, les contraintes peuvent être réglées en fonction des spécificités du site à optimiser. Dans les exemples qui suivent (tableau 6), les consignes de 0 à 22 h sont optimisées, le reste du temps les consignes par défaut sont utilisées.

Les résultats de l'optimisation montrent que relance du matin est retardée de 1h30. De plus, on observe des effacements de faible amplitude après 20 h lorsque le prix de l'énergie est au plus haut. Pour ce cas d'étude, un préchauffage en période d'heures creuses ne présente pas d'intérêt économique. L'écart de prix entre heures creuses et heures pleines est trop faible et le bâtiment ne présente pas les caractéristiques thermiques adéquates (inertie lourde). La courbe de température intérieure (figure 4) suit les consignes, et les températures de confort sont bien atteintes en journée. La surface d'inconfort générée par ces stratégies ne dépasse pas 8 °C.h comme il a été défini dans les objectifs. Dans cet exemple, l'optimisation permet de réduire la consommation de 14.0 % sur 24 heures. Le gain économique est de 15.0 % (G24) et le gain économique avec recouvrement est de 4.5 % (GR).

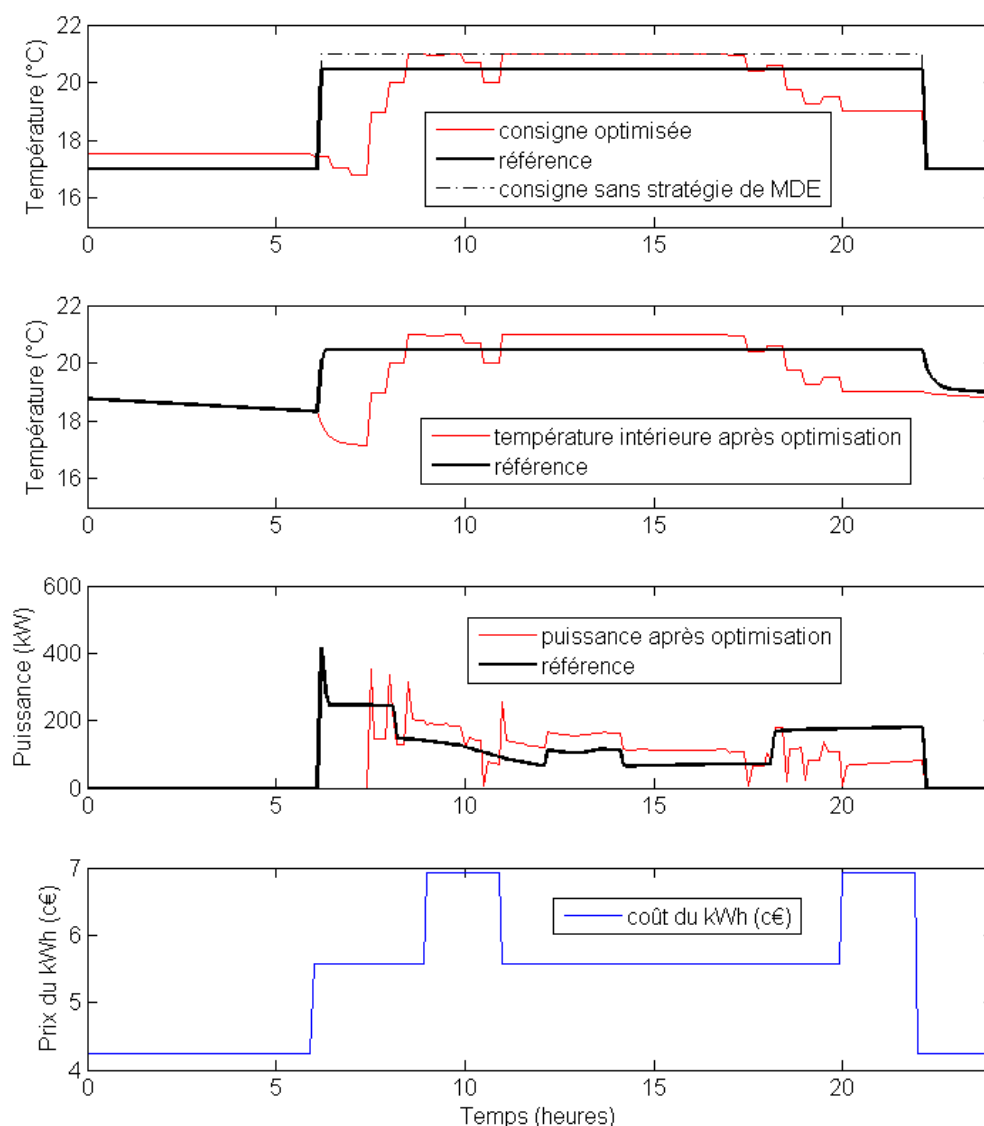


Figure 4 : Exemple d'optimisation tarifaire en chauffage (24 h en février)

La stratégie est testée sur 3 semaines consécutives en février. Des résultats plus généraux (période d'optimisation plus longue) sont présentés dans la section suivante. Seuls les jours ouvrés sont optimisés, le pas de temps d'optimisation de 30 minutes.

Période optimisée :	Gain économique (%)	Gain énergétique (%)
Semaine 1 :	6.5	5.0
Semaine 2 :	5.1	4.6
Semaine 3 :	6.6	4.5

Tableau 7 : Résultats d'optimisation pour 3 semaines consécutives en février

La stratégie 2 permet d'adapter la consommation de chauffage aux variations du prix de l'énergie tout en optimisant la relance. Les gains observés (6 % environ) sont relativement faibles, il faudrait accepter un inconfort plus élevé pour faire des économies plus importantes. Dans l'exemple étudié, on n'observe pas de phénomènes de surchauffe la nuit, mais des effacements de faible amplitude lors des pics tarifaires. Une analyse paramétrique permettra de comprendre pourquoi la surchauffe de nuit n'est pas intéressante dans ce cas.

3.3.3.2 Optimisation en refroidissement

Pour adapter la stratégie au refroidissement, il suffit de modifier les valeurs des contraintes sur la température de consigne et sur la température intérieure à atteindre à 8 h (tableau 8).

Variable à optimiser (x) :	- Température de consigne de 0h à 22h
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - T_c peut varier de 20 °C à 35 °C de 0 à 8h - T_c peut varier de 22 °C à 27 °C de 8 à 22h - $\text{abs}(T_c(t) - T_c(t+1)) \leq 1$ °C de 8h à 22h - La surface d'inconfort est limitée à 8°C.h
Objectif :	- Minimiser la facture énergétique sur 24 h

Tableau 8 : Présentation de la stratégie 2 en refroidissement

Cette stratégie en refroidissement est illustrée par deux exemples (un jour avec une demande de froid intermédiaire et l'autre avec une demande importante). Le premier sera celui où le pré-refroidissement nocturne n'est pas retenu par l'algorithme, et le second sera celui où il est retenu.

Dans le premier exemple (demande de froid intermédiaire, figure 5), l'algorithme propose de diminuer la consigne de 8 h à 18 h et de l'augmenter en fin de journée (après 18h) pour créer un effacement. Cela permet de profiter du froid stocké dans les parois du bâtiment et de quasiment réduire les besoins de refroidissement à zéro pendant plusieurs heures. Le bilan énergétique est positif avec une réduction de 6.8 % de la consommation sur 24 h. On remarquera que l'effacement s'effectue en fin de journée pour que le phénomène de recouvrement soit en dehors de la période d'optimisation. Pour cette journée le gain économique est égal au gain énergétique, car les besoins de climatisation surviennent uniquement en période de pointe. Le gain économique avec recouvrement est de 1 %, ce qui est difficilement mesurable sur un site réel.

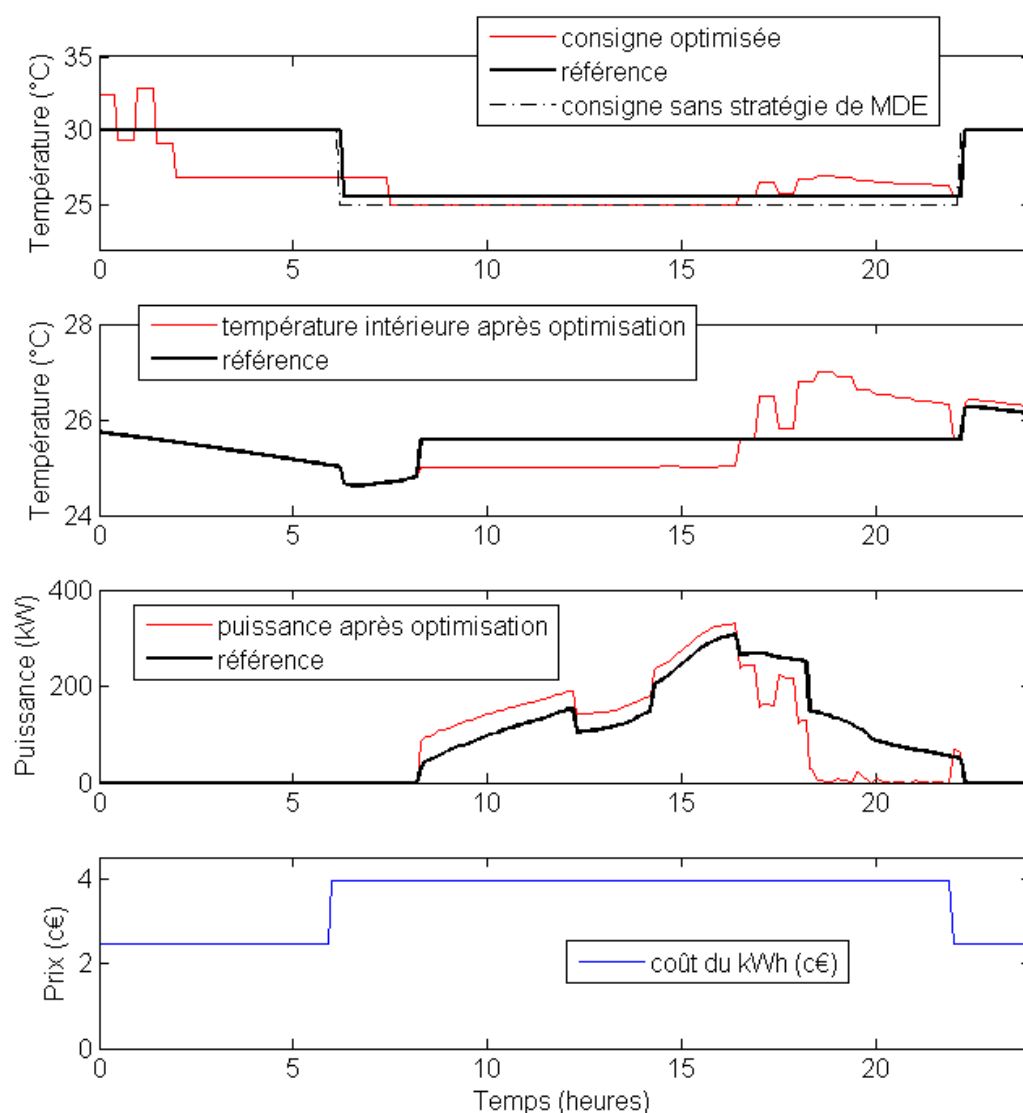


Figure 5 : Exemple d'optimisation tarifaire en refroidissement sans pré-refroidissement (24 h en juillet)

La forme de « creux entre 6 h et 8 h observé sur la température extérieure s'explique par la mise en route de la ventilation combinée à l'évolution de la température.

Dans l'exemple qui suit (forte demande de refroidissement), l'optimisation propose de pré-refroidir le bâtiment en heures creuses pour moins consommer en heures pleines (figure 6).

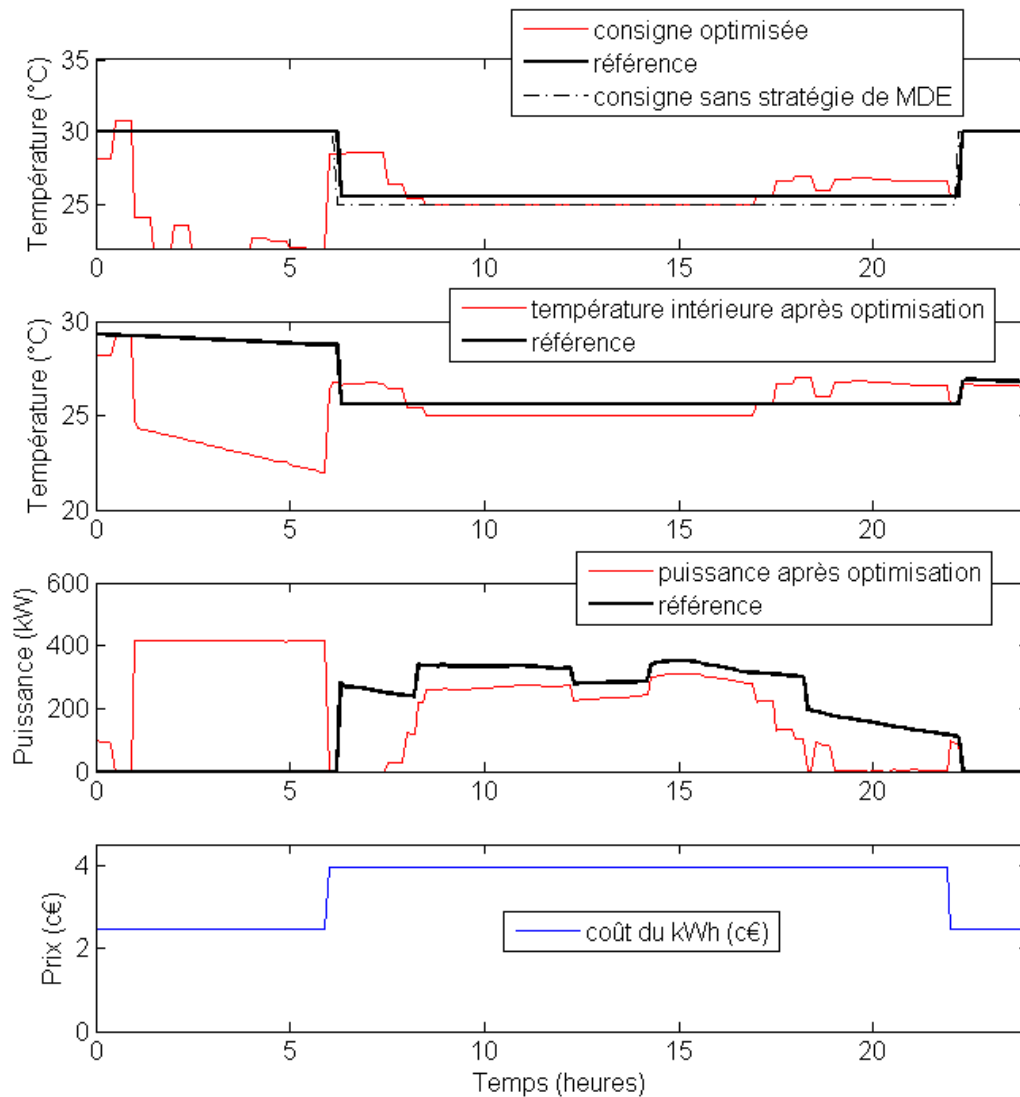


Figure 6 : Exemple d'optimisation tarifaire en refroidissement AVEC prérefroidissement (24 h en juillet)

Le bilan énergétique de cette journée optimisée est négatif avec 1.1 % de surconsommation. Par contre, le gain économique est important avec un G24 de 7.6 % et un GR de 12.0 %. On remarquera que le gain avec recouvrement est supérieur au gain sur 24 h (l'état énergétique du bâtiment optimisé en fin de journée est plus favorable que pour cas de référence).

Comme pour la stratégie 2 en chauffage, trois semaines consécutives sont optimisées (du lundi au vendredi), cette fois-ci en juillet. Une étude plus générale est présentée dans la section suivante.

Période optimisée :	Gain économique (%)	Gain énergétique (%)
Semaine 1 :	8.8	-3.9
Semaine 2 :	7.5	-1.7
Semaine 3 :	2.8	2.7

Tableau 9 : Résultats d'optimisation pour 3 semaines consécutives au pas de temps de 30 minutes

Lorsqu'il y a une possibilité de pré-refroidir le bâtiment, les gains économiques sont élevés (8 % environ). A l'opposé, lorsque les conditions ne sont pas réunies (météo ou état énergétique du bâtiment défavorable) et qu'il n'est pas possible de pré-refroidir le bâtiment, les gains sont faibles (semaine 3 du tableau 9).

Il est difficile à ce stade de comprendre quels sont les facteurs qui influencent le choix de l'algorithme en termes de pré-refroidissement ou non la nuit. Cela provient sans doute de l'état énergétique du bâtiment avant l'optimisation et de la météo du jour optimisé. Une analyse paramétrique permettra de mieux comprendre ces phénomènes et montrera que dans certaines configurations il est même intéressant de pré-climatiser le bâtiment en chauffage.

3.3.4 Stratégie 3 : effacement en puissance

Cette stratégie se rapproche plus d'un délestage que d'une optimisation. Elle consiste à choisir la limite maximale de puissance disponible pendant une durée imposée afin de mettre en place un effacement tout en respectant des critères de confort acceptables. Elle est flexible, puisqu'elle peut aussi bien s'appliquer aux délestages de grande amplitude sur une courte durée qu'à des micros délestages tout au long de la journée. C'est au gestionnaire du bâtiment de paramétrer la stratégie en fonction des contraintes locales.

La stratégie consiste à diminuer progressivement la puissance disponible du bâtiment et à observer par simulation l'évolution de la température intérieure. Pour chaque puissance testée, la température minimum, la variation maximale, la surface d'inconfort et le gain énergétique sont calculés. Il reste à choisir, en fonction de contrats ou de règles préétablies, le scénario à imposer au bâtiment. Cette stratégie permet de mettre en place des effacements en maîtrisant le confort des occupants.

Dans les exemples qui suivent, la puissance maximale du système de chauffage est de 417 kW. L'algorithme diminue cette valeur avec un pas de 1 kW et calcule la réduction de consommation et l'inconfort engendré. Le prix de l'énergie est constant, mais il est possible d'utiliser cette stratégie

avec des prix variables.

3.3.4.1 En chauffage

Le tableau 10 présente les contraintes choisies pour cette optimisation.

Variable à optimiser (x) :	- Puissance maximale disponible (constante entre 8h et 22h)
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - <i>Température minimale: 19 °C</i> - <i>Surface d'inconfort maximale : 30 °C.h</i> - <i>Variation maximale: 2 °C/h</i> A adapter par le gestionnaire du bâtiment si besoin
Objectifs :	- S'effacer du réseau de 8 h à 22h

Tableau 10 : Présentation de la stratégie 3 en chauffage

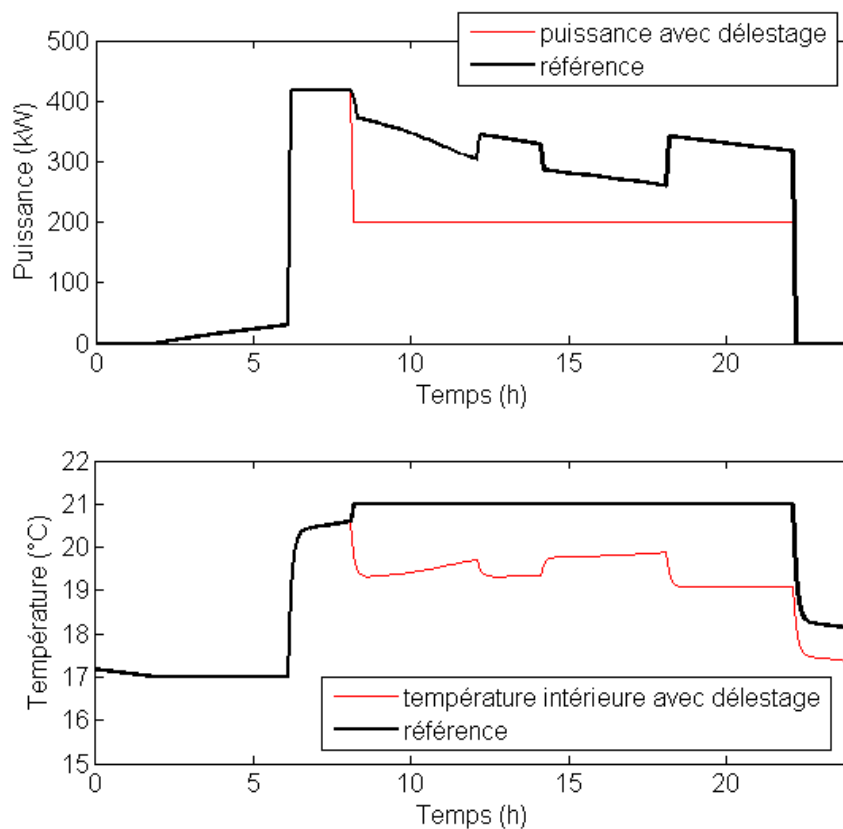


Figure 7 : Exemple d'optimisation de la puissance maximale en chauffage (24 h en février)

La stratégie sélectionnée par l'optimiseur respecte les critères de confort et permet d'économiser 31 % (G24) d'énergie sur une journée et 7 % (GR) en prenant en compte le phénomène de recouvrement. Elle permet de sélectionner la puissance limitée qui conduit à la plus grande économie d'énergie tout en respectant les 3 critères de confort.

Réduction de puissance maximale :	50 %
Economie d'énergie sur 24 h :	31 %
Economie d'énergie avec recouvrement	7 %
Surface d'inconfort (référence fixé à 21 °C):	21.3 °C.h
Température minimale atteinte :	19.1 °C
Gradient de température maximal en 1h:	1.2 °C

Tableau 11 : Résultats de la stratégie 3 sur 24 h en chauffage

Dans cet exemple, la stratégie permet de réduire la puissance maximale de 50% sur la période de 8 h à 22 h. Si le gestionnaire du bâtiment le souhaite, seuls certains des critères proposés peuvent être utilisés. Le critère de confort limitant dans cet exemple est la température minimale qui est pratiquement atteinte avec 19.1°C. Même si l'objectif initial n'est pas de réduire la consommation, on remarque que cette stratégie le permet, en effet le gain avec recouvrement atteint 7%.

3.3.4.2 En refroidissement

En refroidissement, le principe est le même qu'en chauffage, avec des contraintes de confort différentes (tableau 12)

Variable à optimiser (x) :	- Puissance maximale disponible (constante de 8 h à 22 h)
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - Température maximale: 27 °C - Surface d'inconfort maximale : 30 °C.h - Variation maximale: 2 °C/h A adapter par le gestionnaire du bâtiment si besoin
Objectifs :	- S'effacer du réseau de 8 h à 22 h

Tableau 12 : Présentation de la stratégie 3 en refroidissement

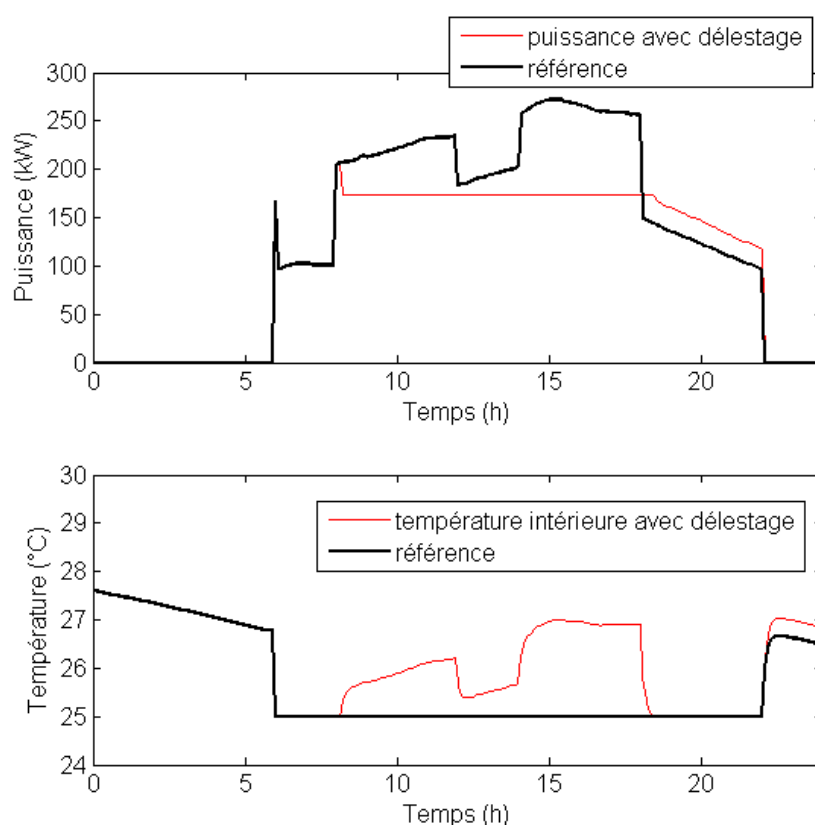


Figure 8 : Exemple d'optimisation de la puissance de refroidissement (24 h en juillet)

Dans cet exemple, la réduction de puissance atteint 36 %, et les gains économiques G24 et GR atteignent respectivement 16 % et 8 %. Encore une fois, les contraintes de confort sont respectées (tableau 13).

Réduction de puissance maximale :	99 kW (36 %)
Economie d'énergie sur 24 h (G24) :	16 %
Economie d'énergie avec recouvrement (GR) :	8 %
Surface d'inconfort (référence fixée à 25 °C):	14 °C.h
Température maximale atteinte :	27 °C
Variation de température maximale en 1h:	1.9 °C

Tableau 13 : Résultats de la stratégie 3 sur 24 h en refroidissement

Les puissances délestées sont élevées ce qui rend cette stratégie particulièrement adaptée pour proposer des offres d'effacement. Dans ces exemples, la limitation de puissance (ou délestage) est de plusieurs heures, il est aussi possible de réduire cette durée et d'imposer des effacements courts (jusqu'à 30 minutes). Cette stratégie a pour avantage d'être extrêmement robuste, la difficulté est de connaître la limite de confort acceptable et d'imposer une limitation de puissance sur un bâtiment.

3.3.5 Bilan sur les stratégies d'optimisation et d'effacement

Les stratégies présentées répondent aux objectifs initiaux, qui sont :

- Ne pas modifier les équipements sur place
- Impacter le moins possible le confort des occupants
- Pouvoir maîtriser au maximum l'inconfort créé même avec un modèle mono-zone

La stratégie 1 optimise la relance de chauffage. Elle permet d'atteindre la température intérieure de confort à l'heure d'arrivée des occupants, tout en minimisant la consommation. Dans le cas d'une puissance installée limitée, les objectifs de confort peuvent ne pas être atteints en période très froide, mais la consigne optimisée reste la solution qui permet le plus grand confort.

La stratégie 2 minimise les coûts de climatisation (chauffage et refroidissement) sur 24 h (lorsque le prix de l'énergie est variable). L'algorithme propose des effacements de faible amplitude au début et en fin de journée lors des pics de prix. Dans certaines conditions (climat et inertie favorables) il est possible de décaler la charge la nuit et de permettre des effacements plus importants en journée.

La stratégie 3 permet au bâtiment de s'effacer partiellement du réseau en limitant artificiellement la puissance de climatisation. Le confort des occupants reste maîtrisé grâce à la mise en place de critères limitant les effacements (bornes, limite de variation et surface d'inconfort).

Les gains obtenus sont du même ordre de grandeur que ceux de la littérature. La section suivante présente une analyse paramétrique qui permettra de rendre les conclusions plus générales.

3.4 Analyse paramétrique : test de la généricité des potentiels de gain

L'objectif de l'analyse paramétrique est d'étudier l'impact des facteurs suivants sur les gains de la stratégie 2 :

- Le climat
- L'inertie
- La conductance des parois (fenêtres et parois opaques)
- Les prix de l'énergie

Ce type d'étude étant très coûteuse en temps de calcul, seule la stratégie 2 a été étudiée et sera présentée dans ce paragraphe.

Les variations des paramètres sont effectuées directement dans le modèle physique multizone (TRNsys). A partir de ce modèle, de nouveaux jeux de données sont constitués. Ils servent à

l'apprentissage des modèles simplifiés R6C2 et à l'exécution des stratégies d'optimisation (figure 9).

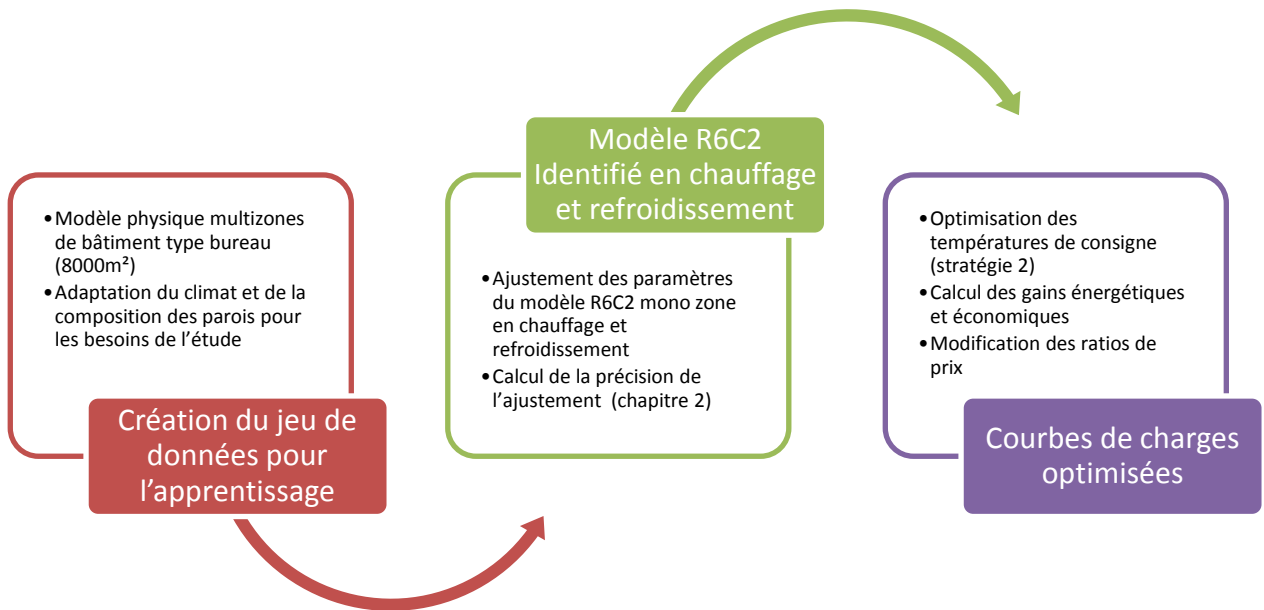


Figure 9 : Méthode pour analyser la sensibilité des gains engendrés par la stratégie 2

Les différents climats et caractéristiques du bâtiment sont les mêmes que ceux utilisés pour la validation du modèle R6C2 en prévision (chapitre 2).

3.4.1 Variation du climat

Les villes de Paris, Nancy, Nice et Bordeaux ont été choisies pour cette étude, car elles donnent un bon aperçu du climat français. Pour chaque ville, les gains sont calculés sur 12 semaines en hiver (janvier à mars) et 12 semaines en été (juin à août). Les optimisations ont lieu du lundi au vendredi avec un pas de temps d'optimisation de 30 minutes. Les gains sur 24 heures (G24) et les gains avec recouvrement sont similaires, car les périodes de calcul sont longues (84 jours), nous ne les distinguerons donc plus.

Climat :	Chauffage		Refroidissement	
	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
Paris	8.7	9.1	-0.2	7.2
Nancy	7.2	7	4.4	5.1
Nice	44.6	45.1	2.7	2.8
Bordeaux	13.6	13.6	2.5	2.7

Tableau 14 : Gain de la stratégie 2 en fonction du climat

Le tableau 14 présente une étude d'impact du climat sur les gains de la stratégie 2, le bâtiment reste identique pour chaque climat.

En chauffage, les gains sont proches entre Paris et Nancy, alors qu'en refroidissement la pré-climatisation est moins souvent retenue à Nancy qu'à Paris (pour Nancy, les gains énergétiques sont proches des gains économiques). Pour les climats de Nice et de Bordeaux, les gains relatifs en chauffage sont plus élevés (jusqu'à 45 % de gain économique pour Nice). Les besoins chauffage sont faibles et situés essentiellement le matin et en fin d'après-midi, qui sont des périodes propices aux diminutions de consigne (figure 10). A l'opposé, les besoins de refroidissement sont importants pour ces deux climats et les gains associés à la stratégie 2 sont faibles (environ 2 %).

Cette étude permet de formuler deux remarques générales :

- Lorsque les besoins de climatisation sont relativement faibles (refroidissement à Paris et chauffage à Nice par exemple), les gains relatifs potentiels semblent plus élevés.
- Les gains potentiels en chauffage sont plus importants qu'en refroidissement du fait de l'optimisation de la relance du matin.

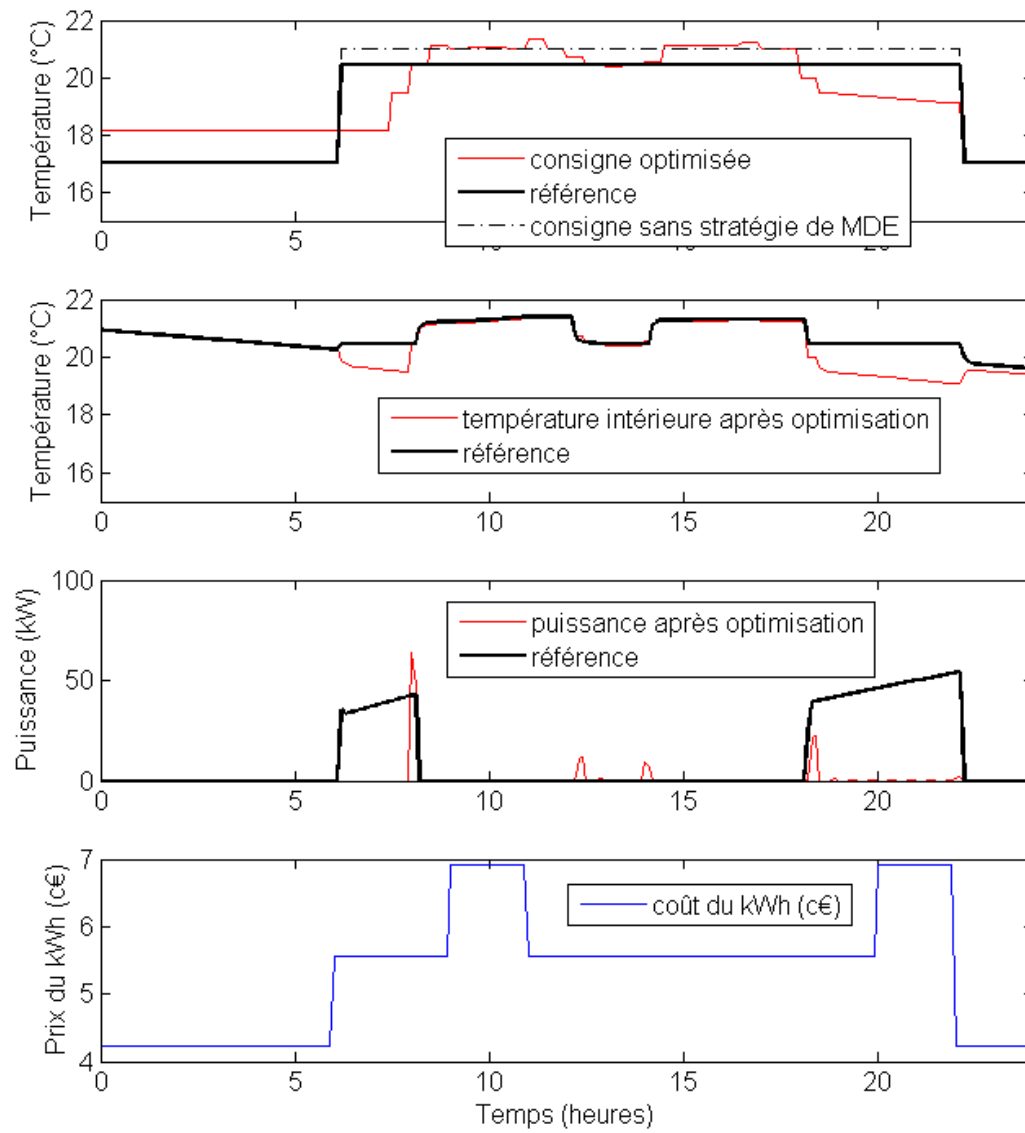


Figure 10 : Exemple d'optimisation à Nice en hiver (24 h en février), GR=59%

3.4.2 Variation des caractéristiques du bâti

A partir du bâtiment de référence (présenté dans le chapitre 2), on fait varier l'inertie et la conductance des murs. Les paramètres d'ajustement sont l'épaisseur des murs en béton, l'épaisseur de l'isolation et le type de vitrage (double ou triple). Simuler toutes les combinaisons prendrait trop de temps, ainsi il est proposé de modéliser 4 bâtiments types avec des configurations réalistes.

Paris			Chauffage		Refroidissement	
Inertie :	U parois ext (W/(m ² .K))	fenêtre	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
lourde (20 cm de béton)	0.58	double (U=2.95)	8.7	9.1	-0.2	7.2
moyenne (10 cm de béton)	0.58	double	8.5	7.9	-7.5	14.1
légère (isolation intérieure)	0.58	double	9.2	9.1	-6.6	13.3
lourde (20 cm)	1.16	double	7.9	8	4.8	5.1
lourde (20 cm)	0.3	triple (U=2)	11	11.2	-5.2	17.2

Tableau 15 : Gain de la stratégie 2 en fonction des caractéristiques thermiques du bâti.

L'étude de sensibilité sur le bâti met en évidence plusieurs phénomènes (tableau 15). En chauffage, les gains varient peu et les différences entre les gains énergétiques et économiques sont faibles. On remarque tout de même que les gains sont plus élevés lorsque l'isolation du bâti est performante. En effet, une bonne isolation favorise le stockage d'énergie dans les parois et donc le décalage de charge. Dans les 12 semaines testées, on observe peu de jours où un préchauffage la nuit est préconisé. Un exemple est présenté dans la figure 11.

En refroidissement, les gains varient en fonction du bâti. Lorsqu'il est bien isolé, le bâtiment peut être pré-refroidi la nuit pour moins consommer en journée. Pour un bâtiment avec du triple vitrage et une conductance de paroi de 0.3 W.m⁻².K⁻¹, les gains économiques atteignent 17 % pour une surconsommation de 5 %. Une inertie élevée semble moins avantageuse qu'une inertie moyenne ou faible. Cela provient du choix de la fenêtre d'optimisation (24 h), où la restitution de l'énergie stockée dans les murs doit s'effectuer dans la journée optimisée pour qu'elle soit comptabilisée dans les gains. Ceci favorise les dynamiques rapides (infra-journalière) par rapport aux dynamiques lentes (sur plusieurs jours). Cette remarque montre la limite de l'optimisation journalière, qui ne peut pas

proposer les meilleures consignes pour un bâtiment très inerte. Il serait possible d'optimiser plusieurs jours simultanément, mais cela nécessiterait des temps de calcul élevés et des risques de non-convergence, auxquelles il faut ajouter des incertitudes sur les prévisions météo.

Il peut être intéressant de mesurer l'impact d'une modification de la capacité d'air (C_i) sur les gains. On rappelle que cette capacité prend en compte non seulement l'inertie de l'air intérieur, mais aussi tous les éléments du bâtiment qui ont une dynamique rapide (systèmes d'émission, meubles, ...)

Paris	Chauffage		Refroidissement	
Capacité d'air :	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
C_i*8	9.7	11.8	-1.1	8.3
C_i*50	8.6	7.9	-0.8	20.3

Tableau 16 : Gain de la stratégie 2 en fonction de la capacité du nœud d'air

Le tableau 16 montre que l'inertie intérieure a un impact modeste sur les gains en chauffage; une capacité intérieure faible semble plus favorable. En refroidissement le paramètre C_i a un réel impact sur les gains, en effet il y a un facteur 2.5 entre les gains économiques. Contrairement au cas en chauffage, une capacité d'air élevée favorise l'optimisation.

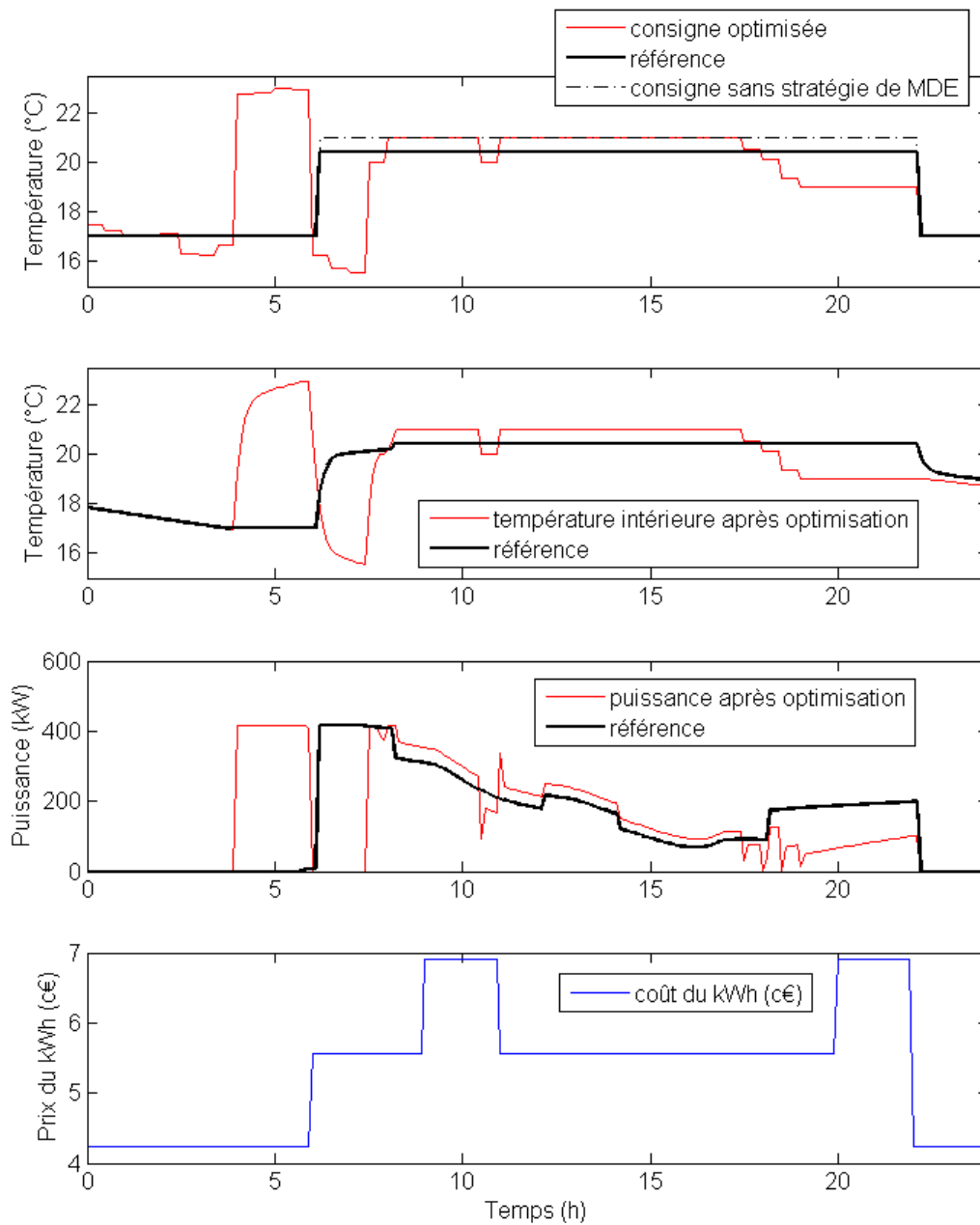


Figure 11 : Exemple d'optimisation tarifaire en chauffage avec surchauffe la nuit (24 h en février)

3.4.3 Variation de la structure de prix de l'énergie

Plusieurs tests ont été effectués (toujours sur 12 semaines) en changeant le ratio des prix de l'énergie en été et en hiver (tableau 17). Le ratio est défini comme le rapport du prix le plus haut et le prix le plus bas sur 24 h. Les périodes d'heures pleines, de pointe et d'heures creuses n'ont pas été modifiées.

Chauffage			Refroidissement		
ratio prix hiver	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)	ratio prix été	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
1.63 (tarif vert classique)	8.7	9.1	1.61	-0.2	7.2
2.66	5.0	8.2	2.59	-13.0	16.4
4.35	-11.9	29.6	4.18	-13.3	20.1

Tableau 17 : Gain de la stratégie 2 en fonction des ratios de prix de l'énergie

Comme il est attendu, plus le ratio est élevé, plus les gains économiques sont importants au détriment des gains énergétiques. Les ratios élevés favorisent le choix de la pré-climatisation la nuit (en heures creuses) pour moins consommer en journée (heures de pointe). Au-delà d'une certaine limite, le gain énergétique ne varie plus, cela indique que la climatisation fonctionne toute la nuit (visible en refroidissement).

3.4.4 Bilan de l'analyse paramétrique

Les gains potentiels de la stratégie d'optimisation tarifaire varient en fonction des caractéristiques du bâti (isolation et inertie), du prix de l'énergie et du climat. En chauffage, ils sont relativement constants en climat « froid » (Paris, Nancy) et se situent entre 7 et 11 %. En climat « chaud », (Nice par exemple) il est possible de supprimer jusqu'à 45 % des besoins de chauffage en autorisant un faible inconfort. Les variations du bâti n'ont aussi qu'un faible impact sur les gains. On remarque toutefois la présence de surchauffes la nuit sur quelques jours en hiver, surtout pour les inerties moyennes et faibles.

En refroidissement, la dispersion des gains est plus importante. Lorsque le climat est tempéré (Paris et Nancy) et que le bâtiment est bien isolé, il est possible de stocker du froid dans les parois du bâtiment la nuit (heures creuses) pour moins consommer en journée (heures de pointe). Les gains économiques calculés vont de 2 % (Nice) à 17 % (Paris avec un bâtiment très bien isolé). La maximisation des gains économiques s'accompagne d'une augmentation de la consommation par

rapport à la référence.

Les gains obtenus sont du même ordre de grandeur que ceux observés dans la littérature (Morosan, et al., 2010), (Siroky, et al., 2011). Les contraintes portant sur le confort ne sont pas étudiées dans l'analyse paramétrique. En effet, si l'on autorise une plus grande surface d'inconfort les gains seront plus importants.

Cette étude montre qu'il est difficile de déterminer les gains potentiels d'une stratégie d'optimisation à partir d'un simple audit de site. Il serait préférable de modéliser le bâtiment (à l'aide du modèle R6C2 et de la méthode d'apprentissage) afin de calculer les gains potentiels, ceci avant de mettre en place les stratégies d'optimisation *in situ*.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a proposé 3 stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement adaptées au modèle mono zone R6C2 et aux contraintes d'exploitation d'un bâtiment. Ces stratégies permettent d'optimiser la relance, de maximiser les gains économiques sur 24 h ou de s'effacer du réseau, tout en maîtrisant le confort des occupants. L'étude paramétrique a montré que tous les bâtiments ne sont pas adaptés à la mise en place de la stratégie 2. En effet on observe des écarts de gain importants entre les différents bâtiments. Le tableau 18 résume une partie des résultats obtenus précédemment

Descriptif des stratégies :	Stratégie 1 : optimisation de la relance	Stratégie 2 : optimisation tarifaire	Stratégie 3 : effacement en puissance
Variable optimisée	Température de consigne	Température de consigne	Puissance maximale de climatisation
Objectifs	Gain énergétique et confort thermique	Gain économique	Limiter la puissance
Gain en chauffage	2% à 20% de gain énergétique en fonction des conditions météo, amélioration du confort	8 % (moyenne sur tous les tests effectués en climat parisien)	Puissance maximale réduite de 50%
Gain en refroidissement	Stratégie non testé en refroidissement	13.6 % (moyenne pour les bâtiments permettant un sur refroidissement la nuit)	Puissance maximale réduite de 36%
Inconfort généré	Faible (contraintes imposées)	Faible (contraintes imposées)	Acceptable (choisi par le chef de site)
Fréquence d'utilisation conseillée	En chauffage uniquement, tous les jours surtout les lundis	Tous les jours ouverts (pour un prix variable de l'énergie)	Exceptionnelle (lorsqu'il faut soulager le réseau)

Tableau 18 : Récapitulatif des gains des différentes stratégies

Il semble intéressant de développer une méthodologie qui permette, sur un bâtiment donné, de déterminer le potentiel économique des différentes stratégies d'optimisation. Cela permet de limiter l'investissement (instrumentation, temps ingénieur) aux bâtiments les mieux adaptés à l'optimisation.

Les stratégies de refroidissement « gratuites » ne sont pas abordées dans ce chapitre. Il serait possible d'augmenter le débit de ventilation lorsque la température extérieure est favorable. Il serait aussi possible d'ouvrir les fenêtres du bâtiment, mais il faudrait étudier les problématiques de bruit, d'infiltrations d'eau et de sécurité.

Bibliographie

Hazyuk, I., Ghiaus, C. & Penhouet, D., 2012. Optimal temperature control of intermittently heated buildings using Model Predictive Control: part II - control algorithm. *Building and Environment*, Issue 51, pp. 388-394.

Henze, G. P., Pfafferott, J., Herkel, S. & Felsmann, C., 2007. Impact of adaptive comfort criteria and heat waves on optimal building thermal mass control. *Energy and Buildings*, Issue 39, pp. 221-235.

Karlsson, H. & Hagetoft, C.-E., 2011. Application of model based predictive control for water-based floor heating in low energy residential building. *Building and Environment*, Issue 46, pp. 556-569.

Lee, K.-H. & Braun, J. E., 2008. Model-based demand limiting control of building thermal mass. *Building and Environment*, Issue 43, pp. 1633-1646.

Morosan, P.-D., Bourdais, R., Dumur, D. & Buisson, J., 2010. Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy and Buildings*, Issue 42, pp. 1445-1452.

Mossolly, M., Ghali, K. & Ghaddar, N., 2009. Optimal control strategy for multi-zone air conditioning system using a genetic algorithm. *Energy*, Issue 34, pp. 58-66.

Oestreicher, Y., Bauer, M. & Scartezzini, J., 1996. Accounting free gains in a non-residential building by means of an optimal stochastic controller. *Energy and Buildings*, Issue 24, pp. 213-221.

Palomo Del Barrio, E., Lefebvre, G., Behar, P. & Bailly, N., 2000. Using model size reduction techniques for thermal control applications in buildings. *Energy and Buildings*, Issue 33, pp. 1-14.

Privara, S., Siroky, J., Ferkl, L. & Cigler, J., 2011. Model predictive control of a building heating system: The first experience. *Energy and Buildings*, Issue 43, pp. 564-572.

Reddy, T., Norford, L. & Kempton, W., 1991. Shaving residential air-conditioner electricity peaks by intelligent use of the building thermal mass. *Energy*, 7(16), pp. 1001-1010.

Salsbury, T., Mhaskar, P. & Qin, S. J., 2013. Predictive control methods to improve energy efficiency and reduce demand in buildings. *Computers and Chemical Engineering*, Issue 51, pp. 77-85.

Siroky, J., Oldewurtel, F. & Privara, S., 2011. Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system. *Applied Energy*, Issue 88, pp. 3079-3087.

Verhelst, C., Logist, F., Impe, J. V. & Helsen, L., 2012. Study of the optimal control problem formulation for modulating air-to-water heat pumps connected to a residential floor heating system.

Energy and Buildings, Issue 45, pp. 43-53.

Chapitre IV : Cas d'étude – Une école élémentaire à Nancy

Sommaire :

4	Cas d'étude : une école élémentaire à Nancy	137
4.1	Présentation du bâtiment.....	138
4.1.1	Information générales.....	138
4.1.2	Relevé des masques.....	140
4.2	Capteurs et mesures	141
4.3	Etude du modèle de bâtiment en régime libre.....	147
4.4	Validation du modèle R6C2 en période d'occupation	150
4.5	Test hors ligne des stratégies d'optimisation et d'effacement	152
4.5.1	Stratégie 1 : optimisation de la relance de chauffage	152
4.5.2	Stratégie 2 : optimisation tarifaire.....	154
4.5.3	Stratégie 3 : effacement en puissance.....	157
4.5.4	Bilan sur les stratégies « hors ligne ».....	159
4.6	Optimisation en temps réel du bâtiment	159
4.6.1	Objectifs et contraintes de l'optimisation	159
4.6.2	Identification et validation du modèle R6C2	162
4.6.3	Résultats de l'optimisation en temps réel	164
4.6.4	Bilan de l'optimisation	167
4.7	Conclusion.....	171

4 Cas d'étude : une école élémentaire à Nancy

Ce chapitre a pour objectif de valider, sur un cas d'étude concret, les méthodes et modèles qui ont été développés dans les chapitres précédents. Le modèle R6C2 a été confronté à des données issues de simulations qui ne contiennent aucun phénomène parasite tel que les bruits de mesures, l'infiltration d'air parasite (ouverture des fenêtres non maîtrisée), les incertitudes sur l'occupation, la météo et le mode de régulation des systèmes. Il est intéressant d'observer comment ces incertitudes modifient la capacité du modèle à prévoir la puissance de climatisation et la température intérieure moyenne. Comme il a été écrit dans le chapitre 2, ces phénomènes parasites peuvent se compenser dans une certaine mesure, c'est pourquoi il semble judicieux d'en mesurer l'impact global sur la justesse du modèle plutôt que de chercher à les isoler. De plus, cette étude permettra de confronter la méthode d'initialisation des paramètres du modèle et le modèle d'ensoleillement à un site réel.

Une fois le modèle R6C2 validé, il sera possible de tester les stratégies d'optimisation présentées dans le chapitre précédent. Dans un premier temps, les stratégies 1, 2 et 3 seront validées « hors-ligne » afin de vérifier la convergence des algorithmes et le respect des critères de confort. On calculera les gains en comparant les simulations optimisées avec celles non-optimisées. Une fois cette phase de vérification hors ligne achevée, seule la stratégie 1 sera appliquée directement sur le bâtiment pour une optimisation en temps réel. En effet, le bâtiment n'est pas adapté au test en ligne des stratégies 2 et 3, car le mode de contrôle ne permet ni des réglages fins de la consigne sur des pas de temps courts, ni d'imposer une puissance maximale.

Le cas d'étude idéal serait un bâtiment de bureaux ayant une gestion centralisée de la climatisation avec des sous-comptages par postes des capteurs de température et de CO₂ dans chaque pièce. Au total quatre bâtiments ont été sélectionnés et les données acquises examinées :

- Un immeuble de bureaux à Nice
- Deux immeubles de bureaux à Paris
- Une école élémentaire à Nancy

L'annexe 4.1 présente un aperçu des bâtiments sélectionnées et des données disponibles. Au final, le seul bâtiment où l'on a pu obtenir, dans le délai imparti, des données suffisamment complètes et précises est l'école élémentaire. Ce bâtiment n'est pas idéal puisqu'il n'est pas refroidi en été, mais il a l'avantage d'avoir un système d'enregistrement de données robuste avec une remontée automatique des informations sur un serveur. De plus, c'est un bâtiment classique du parc des

écoles françaises (petite surface, peu isolé), les résultats obtenus seront donc assez représentatifs.

4.1 Présentation du bâtiment

Ce paragraphe présente les informations nécessaires à la mise en place du modèle de prévision et à l'application des stratégies d'optimisation.

4.1.1 Information générales

Le tableau suivant expose les informations nécessaires à l'interprétation des mesures et à l'initialisation du modèle R6C2.

Année de construction	1975
Type d'utilisation	Ecole élémentaire
Surface chauffée	800 m ² sur un étage
Localisation	Nancy
Type de vitrage	Double vitrage avec armature en PVC (rénovation en 2010)
Plancher haut	Isolé par laine de verre (rénovation en 1986)
Murs	Pas d'isolation (15 cm de béton)
Nombre d'occupants	150 environ
Systèmes de production et d'émission	-Convecteurs électriques (1 à 2 dans chaque pièce) -CTA avec batterie électrique
Gestion du confort thermique	-Programmation horaire centralisée des convecteurs et des CTA -Optimisation heuristique des heures de relance par le technicien en fonction des saisons
Renouvellement d'air	-Ventilation par les CTA (mélange d'air neuf et d'air repris, ratio constant) -marche arrêt de la ventilation basé sur les heures de chauffage
Consommation de chauffage annuelle en énergie finale (chiffre 2012-2013)	120 kWh/m ² (~11 500 euros/an)
Puissance installée	Environ 80 kW
Albédo du sol	0.2 pour toutes les façades (beaucoup de végétation)
Facteur solaire ¹ des vitres	0.7
Classe d'inertie (définition de la RT2005)	Lourde

Tableau 1 : Informations générales sur le bâtiment étudié

Le bâtiment consomme annuellement 120 kWh/m² en énergie finale (électricité) pour le chauffage. L'origine de cette consommation élevée est l'absence d'isolation des murs et la vétusté de l'isolation du plancher haut (tassement du matériau depuis son installation en 1986 et perte du pouvoir isolant). Contrairement au bâti, le mode de gestion est performant et moderne. Les consignes sont

¹ Il représente la part du flux solaire qui est transmis et absorbé puis réémis par la vitre à l'intérieur du bâtiment.

centralisées et programmées en fonction du calendrier scolaire. Le chauffage et la ventilation sont totalement éteints lors des vacances, sauf en période très froide pour limiter les risques d'inconfort lors des relances. La nuit, les mercredis et les weekends, la ventilation est coupée et la consigne de température est réduite (à 17 ou 18°C). Cette programmation est effectuée manuellement par un technicien qui adapte les heures de relance en fonction du climat (optimisation heuristique). Comme le bâtiment est très bien géré, les gains de la stratégie 1 seront sans doute relativement faibles.

La figure 1 expose le plan du bâtiment étudié. Il est décomposé en quatre façades plus le patio (carré au centre) ; cela permet de simplifier les relevés des masques solaires lointains. Les caractéristiques et la disposition des fenêtres sont présentées en annexe 4.2.

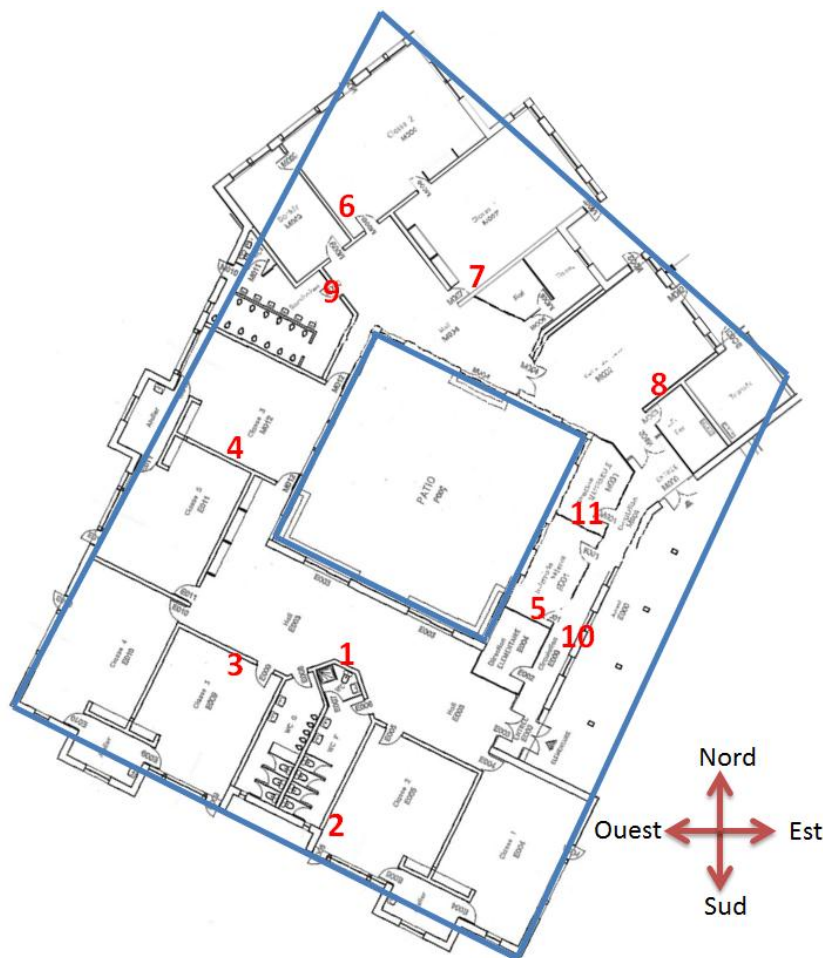


Figure 1 : Plan du bâtiment étudié avec les emplacements des capteurs de température (numérotés en rouge)

4.1.2 Relevé des masques

La méthode présentée dans le chapitre 2 est utilisée pour mesurer les masques solaires autour du bâtiment. La hauteur solaire des obstacles (arbres, bâtiment à proximité) est mesurée tous les 10°, ceci pour les quatre façades et le patio. La figure 2 présente le profil des lignes d'horizon des 3 façades les plus exposées.

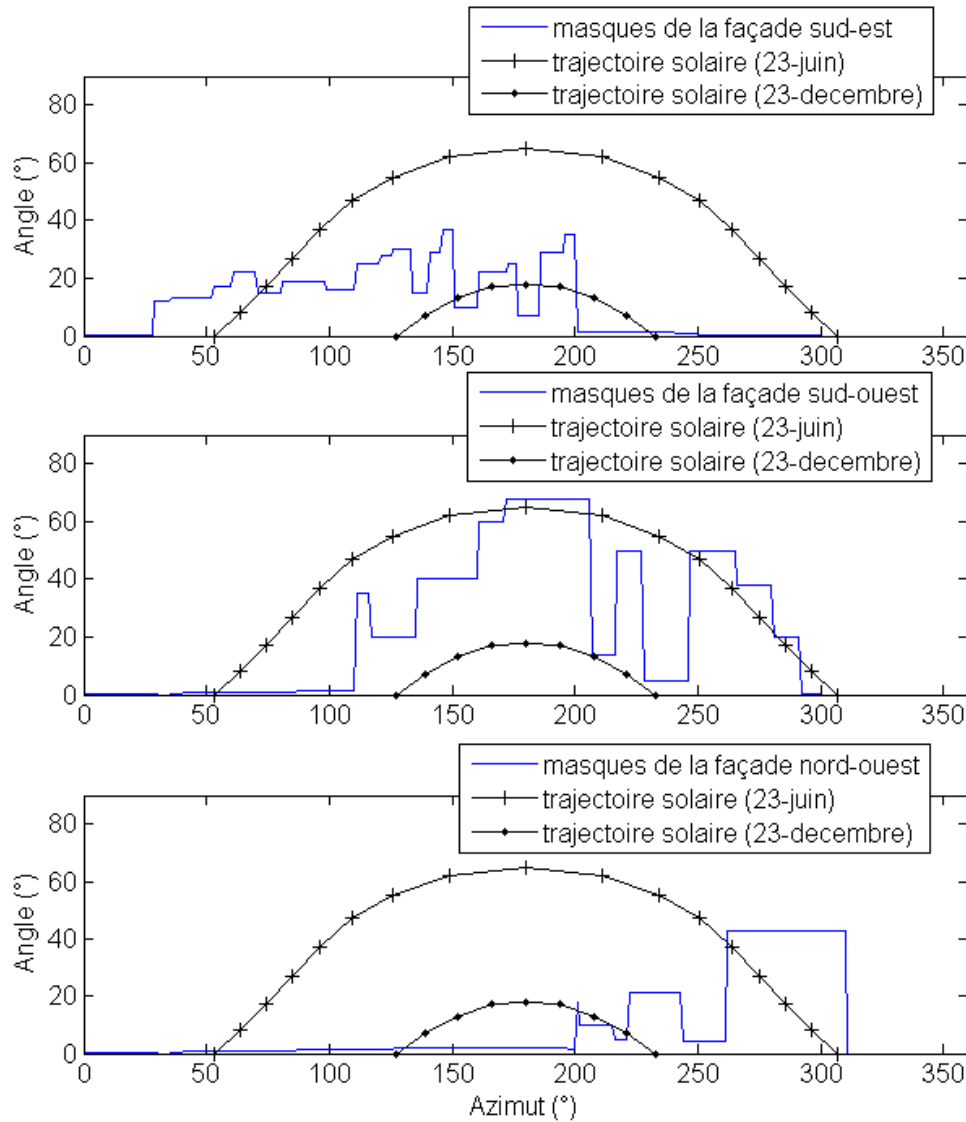


Figure 2 : Exemples de masques solaires (proches et lointains) mesurés autour du bâtiment

A l'aide des mesures de masques et du modèle d'ensoleillement présenté dans le chapitre 2, il est possible de calculer les gains solaires sur chaque façade du bâtiment (ceci nécessite de connaître la nébulosité et le facteur de trouble de Linke de la période étudiée). Comme le montre la figure 2, le bâtiment est entouré de masques hauts, ce sont surtout des arbres (conifères, pas de perte de

feuilles) et des bâtiments proches qui créent de l'ombrage.

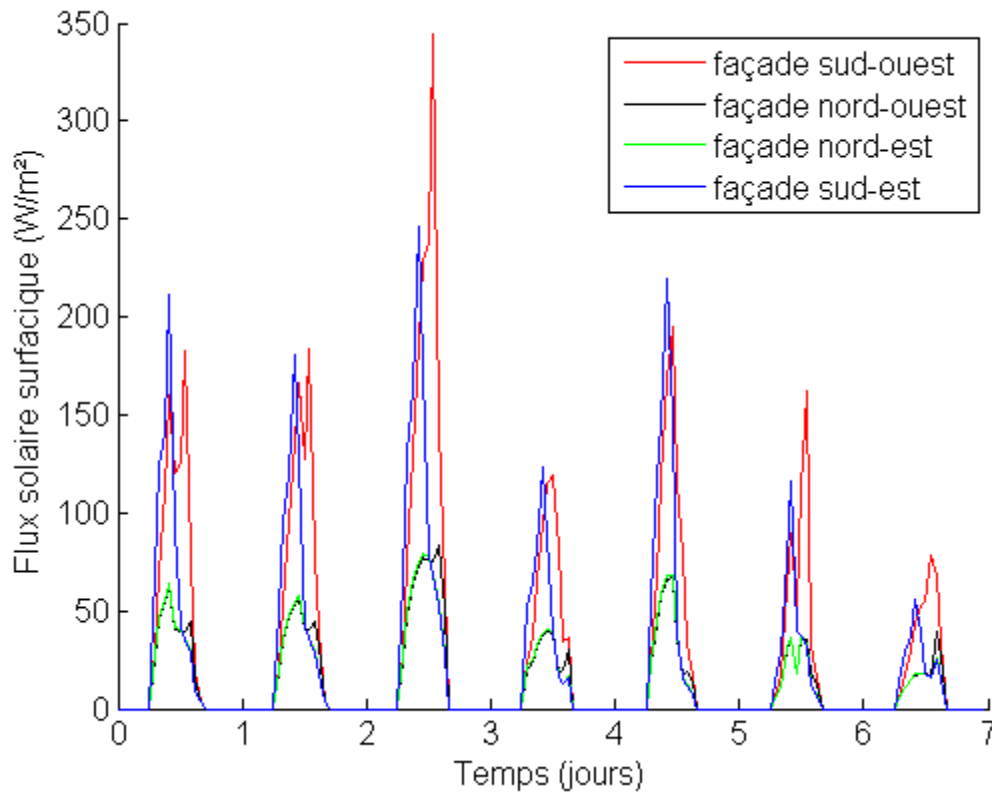


Figure 3 : Flux solaire surfacique incident sur chaque façade. Une semaine en décembre

La figure 3 présente le flux solaire arrivant sur les quatre façades du bâtiment (hors patio). Les flux sont faibles, car la nébulosité est élevée. Comme attendu, les façades orientées au sud sont plus exposées que celles orientées au nord qui reçoivent essentiellement du rayonnement diffus.

4.2 Capteurs et mesures

Ce paragraphe présente un inventaire des mesures effectuées sur le bâtiment et des capteurs installés.

Les sondes de température utilisées sont celles installées sur site. Elles sont au nombre de 11 et servent à la régulation des convecteurs des différentes zones du bâtiment. Dans cette installation, une sonde peut piloter jusqu'à trois pièces du bâtiment. Il est supposé que les pièces groupées par zones ont un comportement thermique similaire.

L'intensité du courant des systèmes de chauffage est mesurée à l'aide de pinces ampérométriques. Chaque phase (triphase) est suivie sur deux armoires électriques (le bâtiment dispose de deux transformateurs), il y a donc 6 pinces installées dans le bâtiment. Le tableau 2 présente les capteurs

utilisés pour l'obtention des mesures et les incertitudes associées.

Nom du capteur :	Nombre installés dans le bâtiment	Valeur mesurée	Incertitude de la mesure
Capteur à résistance CTN (coefficient de température négative)	11	Température (°C)	$\pm 0.1^{\circ}\text{C}$ de 0 à 70°C $\pm 0.4^{\circ}\text{C}$ de -20 à 0°C
Pince ampérométrique	6	Intensité (A)	$\pm 1\%$ de la mesure et ± 0.1 A

Tableau 2 : présentation des capteurs utilisés et des incertitudes associées

Toutes les mesures sont enregistrées au pas de temps de 10 minutes par une GTB² et envoyées sur un serveur via le réseau GSM³. L'enregistrement des mesures s'effectue jusqu'au dixième, ce qui est cohérent avec la précision des capteurs.

La consommation correspondant aux prises électriques n'a pas pu être mesurée par manque de temps. Il a donc fallu trouver une autre méthode pour approcher le profil d'occupation. Dans une école primaire, la majorité des occupants sont les élèves, et ils ont des horaires très précis qui permettent de proposer un scénario d'occupation réaliste. De plus, une mesure de la consommation d'eau permet de vérifier les jours où le bâtiment est occupé. Le scénario proposé est présenté figure 4, le bâtiment est occupé de 8h30 à 16h30 tous les jours de la semaine sauf le mercredi, avec une pause déjeuner (où le bâtiment est vide) de 12 h à 14 h. De plus, le bâtiment est totalement vide en période de vacances scolaires (validé par la mesure de consommation d'eau).

² Gestion Technique du Bâtiment, elle supervise l'ensemble des équipements (programmation des réduits, consignes, alarmes)

³ Global System for Mobile Communications

Chapitre 4 : Cas d'étude – Une école élémentaire à Nancy

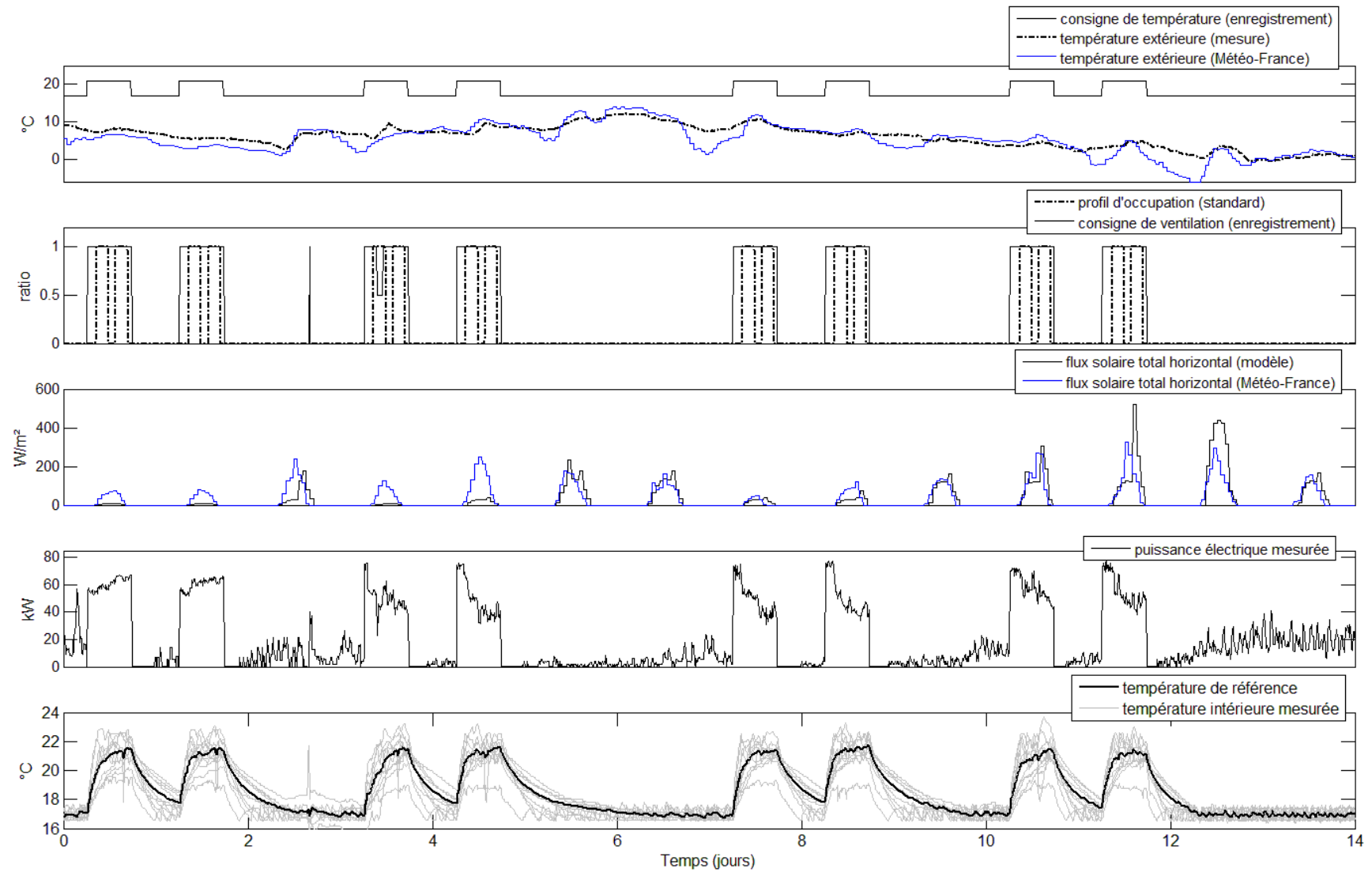


Figure 4 : Inventaire des données mesurées sur site (en noir) et des données issues de Météo-France (en bleu), exemple sur deux semaines en hiver

La figure 4 propose un aperçu global des données disponibles, ce sont ces deux semaines de données qui seront utilisées pour l'apprentissage du modèle dans la section suivante. Plusieurs remarques peuvent être faites suite à leur observation :

- Les consignes de température sont fixées à 21°C en semaine de 4 h à 17h30 (sauf le mercredi). En période de réduit, elles sont fixées à 17°C. L'heure de relance et la température de réduit sont adaptées par le chef de site en fonction du climat (prise en compte des semaines très froides) de manière à garantir au maximum le confort des occupants.
- Les différences entre la température extérieure mesurée sur site et les données issues de Météo-France sont importantes. En effet, la sonde installée sur site est située dans un couloir extérieur, entre deux bâtiments chauffés. Cela a pour conséquence de lisser la mesure et de surestimer la température extérieure.
- La ventilation et le chauffage par les CTA fonctionnent de pair. De fait, la ventilation fonctionne en dehors des périodes d'occupation. Il n'est pas possible de réduire les plages de fonctionnement, car il se peut qu'il y ait des occupants en dehors de la période (8h-17h30). Dans la configuration actuelle, le chauffage par les CTA s'effectue uniquement entre 4 h et 17h30. En dehors de cette période, les besoins de chauffage sont assurés exclusivement par les convecteurs.
- Le flux solaire global horizontal obtenu par modèle comporte des erreurs de grande amplitude. Comme il a été expliqué dans le chapitre 2, le modèle est peu performant lorsque le ciel est couvert (gains solaires faibles). Par contre, il est performant lorsque le ciel est dégagé (gains solaires élevés). Les deux semaines présentées correspondent à une période très nuageuse (nébulosité à 8 octas plusieurs journées consécutives).
- Les mesures de la puissance de chauffage font apparaître des variations rapides. Ceci provient du mode de contrôle on-off des convecteurs. En effet, le nombre de convecteurs dans le bâtiment (40 environ) n'est pas suffisant pour lisser totalement la courbe de charge. La courbe de la figure 4 présente la somme des puissances électrique des CTA et des convecteurs.
- Certaines mesures de température intérieure (en gris) ont un profil éloigné de la moyenne (température de référence sur la figure 4). Ce sont des zones de passage de type hall d'entrée et couloir pour lesquelles il y a peu de gains internes et des infiltrations d'air importantes. Ce phénomène est présenté dans la figure 5. La moyenne des températures intérieures est calculée en pondérant chaque valeur mesurée par la surface de la zone quelle

représente.

La dynamique de température est modélisée avec un seul nœud d'air, c'est pourquoi il est essentiel de vérifier que toutes les zones du bâtiment ont des comportements thermiques sensiblement identiques. La figure 5 présente les données des 11 capteurs de température sur une semaine en hiver, hors vacances scolaires. La dispersion des mesures est importante, mais les dynamiques lors des montées en température et les réduits de nuit sont proches. Le hall d'entrée (capteur 10 sur le plan) a un comportement différent des autres zones, ceci pour 3 raisons :

- La surface d'échange avec l'extérieur est importante
- Il y a peu de convecteurs dans cette zone
- Les infiltrations d'air sont élevées à cause des ouvertures de porte

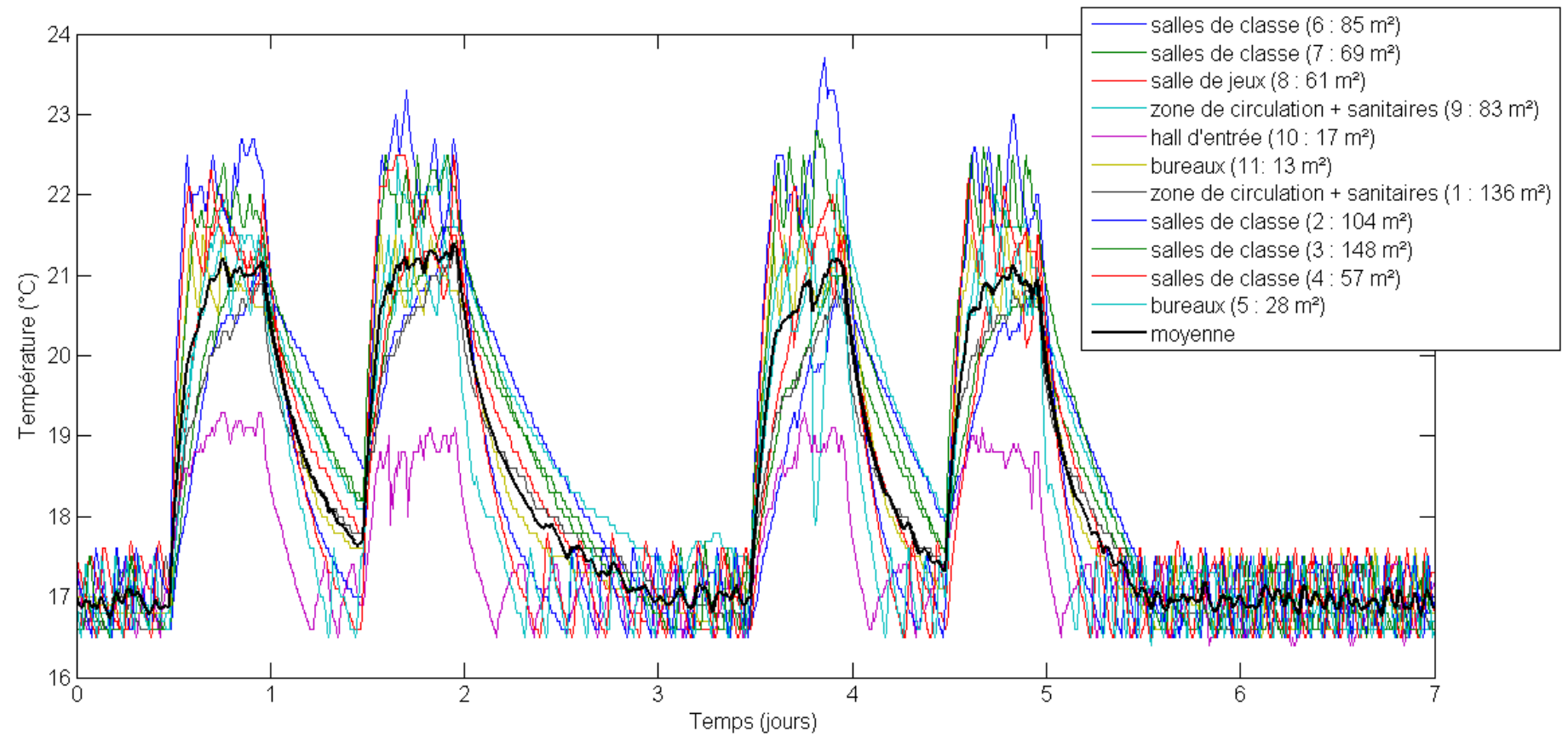


Figure 5 : Profils de température intérieure dans les différentes zones, une semaine en hiver

Il n'est pas nécessaire d'écarter cette zone du reste du bâtiment, car elle représente une surface faible et n'aura qu'un impact minime sur la température moyenne. Les différences de dynamique entre les zones ne sont pas préjudiciables à la prévision de charge globale, par contre il est probable que les stratégies d'optimisation créeront des inconforts locaux, car elles ne prennent pas en compte les spécificités de chaque zone (remarque généralisable à tous les bâtiments). On peut déjà prévoir que la salle de classe et la zone de circulation au nord du bâtiment (capteurs numéro 6 et 9) atteindront la consigne avec un retard. En effet, elles ont des dynamiques lentes par rapport aux autres zones, ce qui ne pourra pas être pris en compte par le modèle global servant aux stratégies 1 et 2.

4.3 Etude du modèle de bâtiment en régime libre

En juillet et août, le bâtiment est vide du fait des vacances scolaires. Il est soumis à trois phénomènes physiques : la température extérieure, l'ensoleillement, et les infiltrations.

Pour valider le modèle de prévision d'ensoleillement, deux hypothèses sont exprimées. La première est de supposer que l'influence de la température extérieure sur le bâtiment est correctement modélisée par le modèle R6C2. La seconde consiste à supposer que les variations du débit d'infiltration d'air ont un impact négligeable sur la dynamique du bâtiment (les infiltrations sont modélisées par un débit constant identifié lors de l'apprentissage). Sous ces deux hypothèses la seule entrée du modèle mal maîtrisée et non négligeable est l'ensoleillement. La température intérieure mesurée est comparée avec la température intérieure simulée par le modèle R6C2 (après apprentissage). Si les différences entre les deux courbes sont faibles on considèrera que le modèle de prévision d'ensoleillement est validé.

La figure 6 présente les données utilisées pour l'apprentissage du modèle. Les vecteurs de données de chaque capteur de température intérieure ont été représentés en gris pour présenter la dispersion des mesures. C'est la valeur moyenne qui est utilisée pour l'apprentissage (en noir). La seconde représente les gains solaires impactant le nœud T_s du bâtiment (flux entrant après avoir traversé les vitres). Le flux incident sur les parois opaques a un profil similaire.

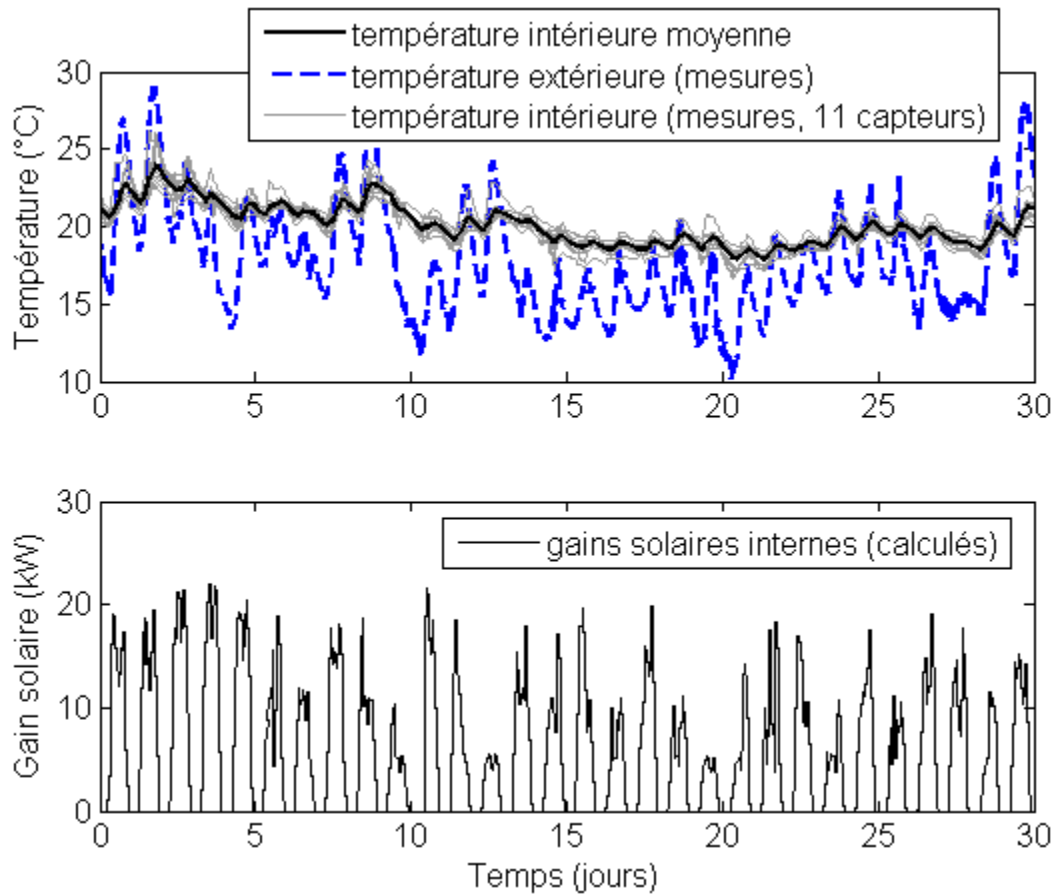


Figure 6 : Présentation des données servant à l'apprentissage du modèle R6C2 en régime libre

Le modèle est identifié à l'aide de 30 jours de données, ce qui est davantage que la préconisation du chapitre 2. Le bâtiment étant peu sollicité, il s'est avéré préférable d'augmenter la période d'apprentissage. Les performances du modèle sont calculées sur les 22 jours suivant la période d'apprentissage. Les performances sont satisfaisantes puisque le fitting atteint 82% (figure 7). La figure 7 présente également la dispersion des erreurs de prévision, on remarque qu'il n'y a pas de biais systématique. Le modèle R6C2 paraît donc bien adapté pour prévoir la température moyenne de l'école. Le modèle de prévision d'ensoleillement est suffisamment juste pour servir d'entrée au modèle R6C2.

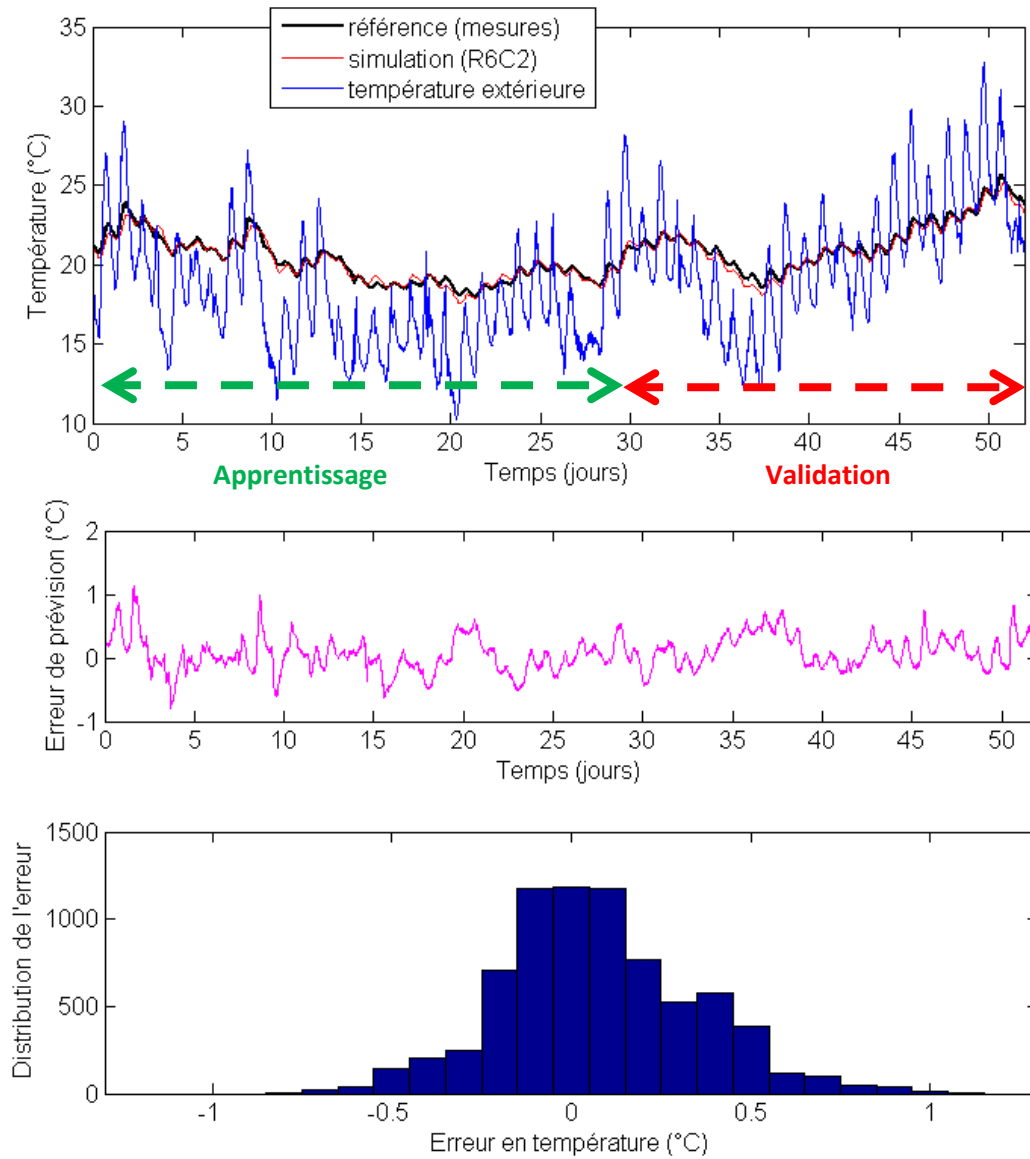


Figure 7 : Validation du modèle R6C2 en régime libre (jours 30 à 52) en juillet et août 2012

4.4 Validation du modèle R6C2 en période d'occupation

Ce paragraphe a fait l'objet d'une communication lors de la conférence Building Simulation 2013, elle est présentée en annexe 4.5 (Berthou, et al. 2013). La méthode d'initialisation, l'algorithme d'identification et la méthode de mesure des performances du modèle R6C2 sont expliqués dans le chapitre 2. Les valeurs initiales et identifiées des paramètres sont présentées dans l'annexe 4.3.

Cette fois, deux semaines de données (présentées dans la figure 4) sont utilisées pour l'identification des paramètres, la semaine suivante est utilisée pour la validation du modèle. On autorise les paramètres à varier d'un facteur 3 lors de leur ajustement (ceci afin qu'ils gardent un sens physique).

La prévision de la température intérieure moyenne (figure 8) est satisfaisante puisque le fitting atteint 84% ($R^2=0.97$) sur la semaine de validation. La dynamique du bâtiment lors des changements de consignes est correctement modélisée et les consignes en journée et en période de réduit sont respectées. Le modèle est aussi utilisé pour la prévision de puissance de chauffage (puissance électrique). Les résultats sont moins satisfaisants puisqu'on remarque que les oscillations rapides de la puissance due à la régulation on-off des convecteurs ne sont pas modélisées, et les phénomènes de saturation zone par zone (lors de la relance du matin) ne sont pas correctement pris en compte, le modèle étant mono-zone. Ceci explique la concentration des erreurs lors des changements de consigne. Le fitting atteint 66% ($R^2=0.91$), bien que l'erreur relative en énergie ne soit que de 1.7%.

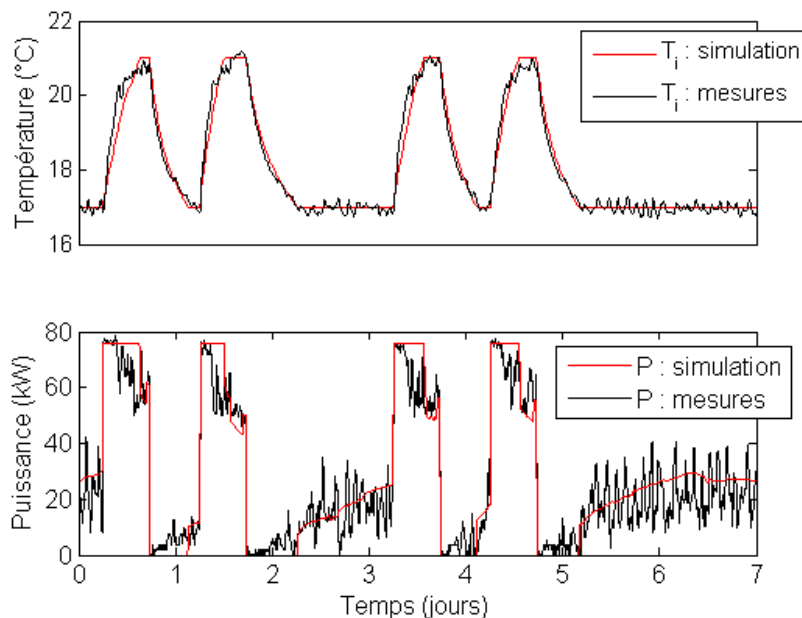


Figure 8 : Validation du modèle R6C2 à l'aide de données issues de mesures

On rappelle que la puissance maximum pour la prévision de charge n'est pas la puissance installée

mais la puissance maximale observée lors de l'apprentissage.

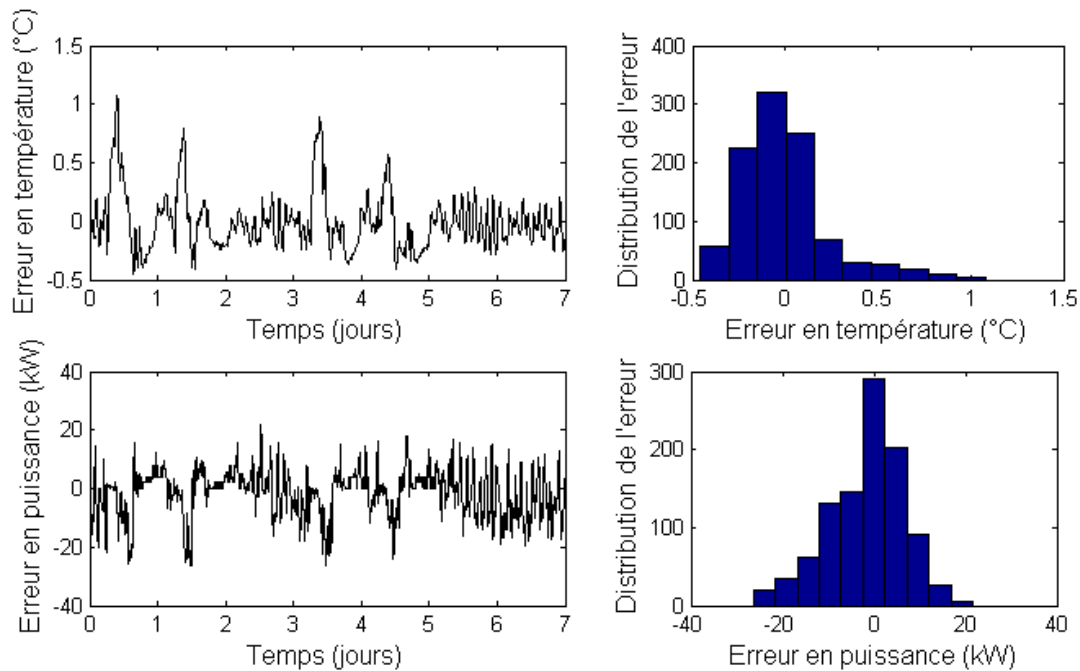


Figure 9 : Analyse des erreurs de prévision du modèle R6C2

Les erreurs de prévision ont une distribution qui peut s'assimiler à une gaussienne et l'écart type est relativement faible, ce qui permet de valider en partie le modèle R6C2 pour la prévision de charge et de température intérieure moyenne. Les erreurs de grande amplitude (en température et en puissance) sont concentrées lors des relances, où on remarque 4 pics d'erreur (figure 9), un pour chaque relance de la semaine. Afin de réaliser une analyse complète des erreurs du modèle, il est possible de calculer le coefficient de corrélation entre les entrées du modèle et les erreurs. L'analyse montre que les erreurs sont fortement corrélées avec toutes les entrées (probabilité supérieure à 95%). Il est difficile d'analyser ces résultats sachant que les entrées sont fortement corrélées entre elles et ont toutes une périodicité de 24 h.

Cette étude valide la méthode d'initialisation et d'identification sur des données mesurées issues d'un bâtiment occupé en fonctionnement habituel. En effet, la prévision de la température intérieure moyenne a une justesse élevée (fit=84%) et les erreurs relatives en énergie sont faibles ($E=1.7\%$). La justesse de la prévision de puissance est légèrement dégradée (fit=66%) car le modèle a tendance à lisser la courbe de charge réelle, ce qui ne semble pas préjudiciable pour la mise en place des stratégies. Au vu de ces résultats, il est supposé que le modèle R6C2 est suffisamment performant pour mettre en place des stratégies d'optimisation et d'effacement.

4.5 Test hors ligne des stratégies d'optimisation et d'effacement

Les stratégies d'optimisation présentées dans le chapitre 3 vont être mises en œuvre à l'aide du modèle R6C2 identifié. Lors de leur configuration, on suppose qu'il est possible d'optimiser la consigne au pas de temps 30 minutes et que l'on dispose d'une puissance de chauffage de 76kW, ce qui correspond à la puissance des convecteurs et des CTA⁴. Les consommations de ventilateurs des CTA ne sont pas prises en compte dans l'optimisation. Ces hypothèses permettent d'exploiter au mieux les stratégies développées.

Les stratégies vont être testées hors ligne pour permettre leur exploitation dans les meilleures conditions possibles (données météo mesurées, pas de contraintes liées au logiciel d'exploitation du bâtiment) et ne pas risquer de dégrader le confort des occupants en cas de mauvaises manipulations des systèmes.

4.5.1 Stratégie 1 : optimisation de la relance de chauffage

Cette stratégie optimise les consignes de température entre minuit et 8 h afin de minimiser la consommation d'énergie sur 24 h et de respecter une température intérieure de confort à l'arrivée des occupants. Le tableau suivant résume les contraintes et les objectifs associés à la stratégie 1.

Variable à optimiser	- Température de consigne entre minuit et 8 h (T_c)
Contraintes	- T_c peut varier de 15°C à 22°C entre minuit et 8 h
Objectif	- Minimiser la consommation de chauffage sur 24 h - Atteindre une température intérieure moyenne de 19°C à 8 h

Tableau 3 : Récapitulatif de la stratégie 1

Même si la majorité des occupants arrive à 8h30, le confort doit être atteint dès 8 h lors de l'arrivée des premiers occupants.

L'algorithme génétique (présenté dans le chapitre 2) est utilisé car l'algorithme du « point intérieur » rencontre des difficultés pour converger. Cela provient sans doute du temps de réponse long du bâtiment qui complique l'optimisation.

La stratégie est testée sur trois semaines en hiver (du 26 novembre au 16 décembre 2012) afin de mesurer l'impact de la température intérieure moyenne sur les gains. Dans ces exemples, l'heure de référence de la relance du chauffage est fixée à 4 h quelque soit la température extérieure. Comme prévu, plus le climat est doux, plus les gains sont élevés.

⁴ Cela nécessiterait de faire fonctionner les CTA sans air neuf

Semaine optimisée	Gain énergétique (%)	Température extérieure moyenne (°C)
1	4.5	7.7
2	3.9	4.2
3	1.7	0.5

Tableau 4 : Evolution des gains en fonction de la température extérieure

La figure 10 présente une semaine d'optimisation complète en climat doux (semaine 1 du tableau 4). Chaque jour optimisé, l'heure de relance est retardée d'une à deux heures. Le lundi et le jeudi, la relance du chauffage optimisée s'effectue plus tôt que le mardi et le vendredi. En effet, les veilles de ces deux jours sont des périodes de réduit où le bâtiment perd une grande partie de l'énergie stockée dans les parois. L'ensoleillement a un impact faible sur les besoins de chauffage puisque les gains solaires internes ne dépassent pas 10 kW et sont le plus souvent inférieurs à 5 kW sur une journée.

Les consignes optimisées (en vert sur la figure 10) présentent des variations rapides, c'est la conséquence du choix de l'algorithme d'optimisation pour lequel les points de consigne sont générés de manière aléatoire (algorithme génétique). Ceci n'a pas d'impact sur le bâtiment, car c'est l'écart à la consigne de la température intérieure qui pilote la relance.

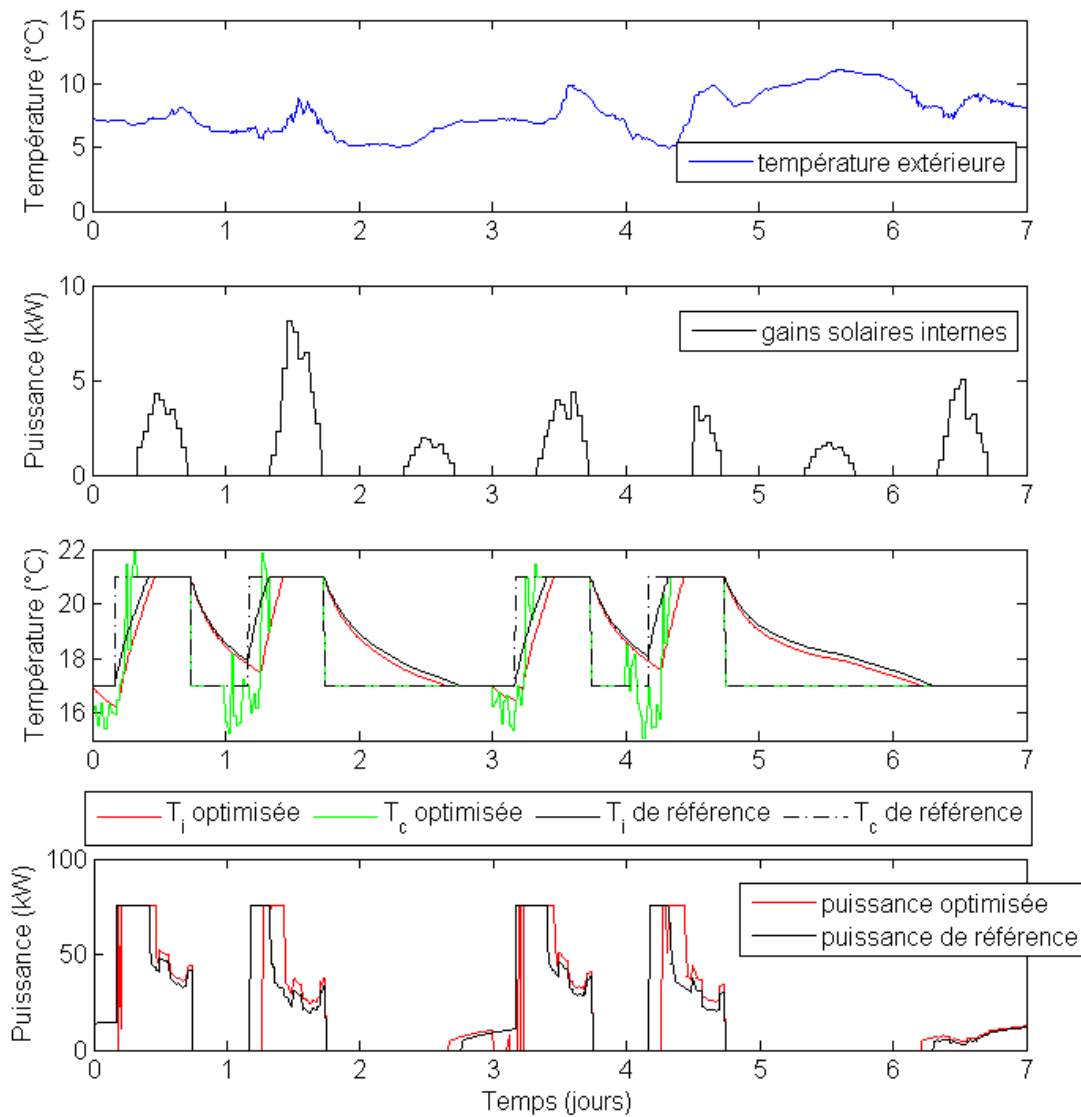


Figure 10 : Une semaine d'optimisation avec la stratégie 1, en climat doux

Les gains énergétiques sont du même ordre de grandeur que ceux calculés au chapitre précédent (relativement faibles); et pour les semaines testées la température de confort à 8 h est systématiquement atteinte. L'autre intérêt de cette stratégie est de permettre d'automatiser les réglages et ainsi de limiter les interventions manuelles.

4.5.2 Stratégie 2 : optimisation tarifaire

Cette stratégie optimise la température de consigne de minuit à 17h30 afin de minimiser la facture énergétique. Des tarifs variables de l'électricité sont utilisés (« tarif vert » d'EDF, voir chapitre 3).

Comme précédemment, les contraintes sont adaptées afin de prendre en compte les particularités

du bâtiment (tableau 5).

Variable à optimiser	- Température de consigne entre minuit et 17h30 heures (T_c)
Contraintes	<ul style="list-style-type: none"> - T_c peut varier de 15°C à 22°C entre minuit et 8 h - T_c peut varier de 19°C à 22°C entre 8 h et 17h30 - La consigne peut varier au maximum de 0.5°C en une heure. - La surface d'inconfort est limitée à 8°C.h
Objectif	- Minimiser la facture énergétique sur 24 h

Tableau 5 : Récapitulatif de la stratégie 2

Les contraintes de confort sont appliquées aux consignes de température et non à la température intérieure (pour rendre l'optimisation mono-objectif). C'est pourquoi il faut s'assurer que la température intérieure suit la consigne à tout moment de la période d'optimisation. On impose une variation de consigne maximum de 0.5°C en une heure. La contrainte est plus restrictive que celle utilisée au chapitre précédent, car le bâtiment a une dynamique plus lente. On vérifiera par la suite que les températures de consigne et les températures intérieures se superposent en période optimisée. Cette contrainte imposée permet aussi de limiter l'inconfort dû aux variations rapides de la température intérieure en période d'occupation.

Les gains économiques sont calculés à confort égal, c'est pourquoi la consigne de référence est fixée à 20.16°C en journée et non pas 21°C. La différence de 0.84°C correspond à une surface d'inconfort de 8°C.h répartie entre 8 h et 17h30.

La stratégie 2 est appliquée durant trois semaines en hiver (du 26 novembre au 16 décembre 2012) afin d'analyser la dépendance des gains aux variations de température extérieure. Le tableau 6 montre que les gains économiques varient peu en fonction de la température extérieure et qu'ils sont du même ordre de grandeur que ceux du chapitre 3 (pour le cas d'un bâtiment très inerte).

Semaine optimisée	Gain énergétique sur une semaine (%)	Gain économique sur une semaine (%)	Température extérieure moyenne (°C)
1	2.9	5.5	7.7
2	2.2	6.2	4.2
3	2.7	4.7	0.5

Tableau 6 : Gain obtenus avec la stratégie 2 en fonction de la température extérieure moyenne

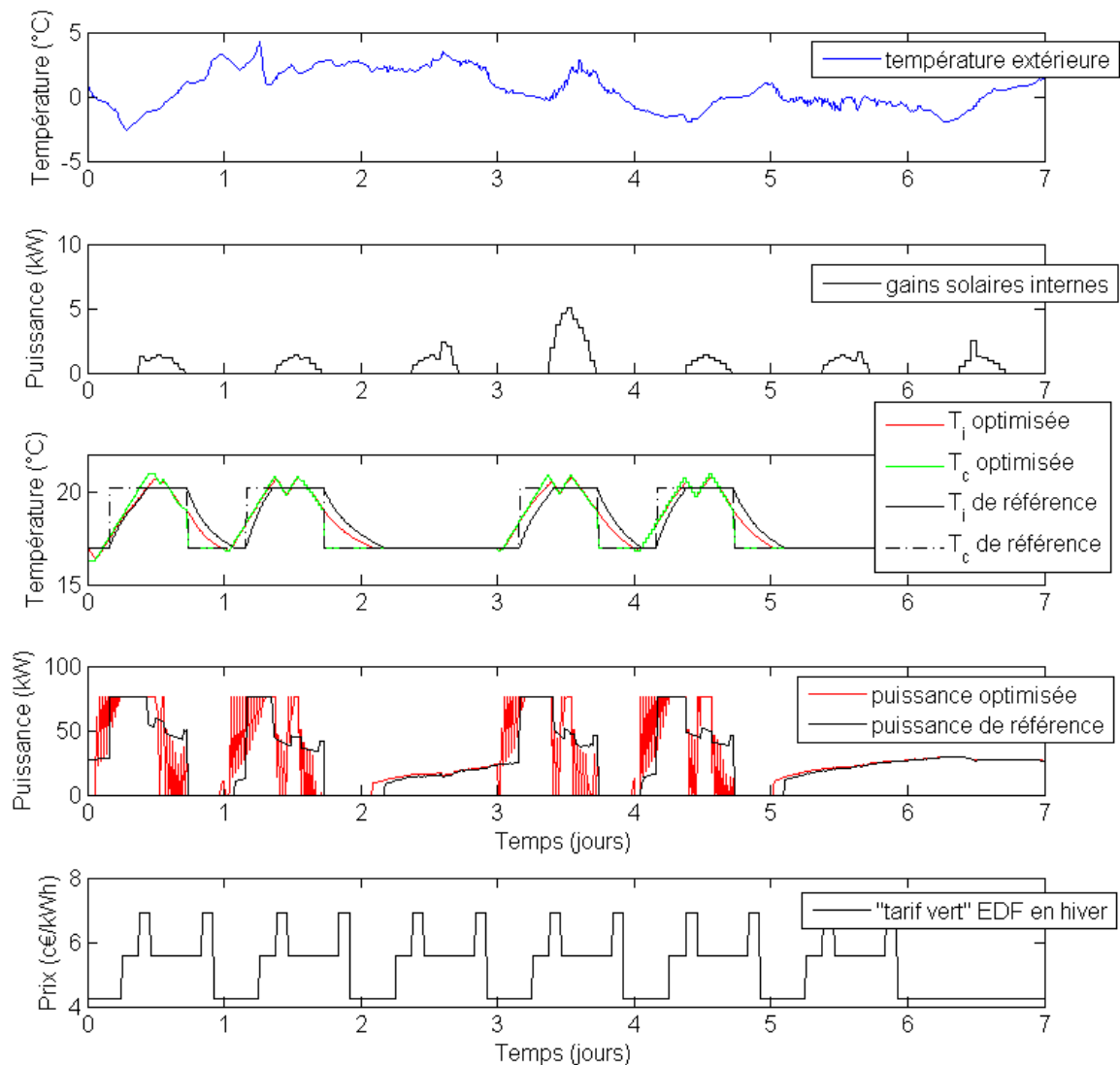


Figure 11 : Stratégie 2 en climat froid, une semaine en décembre

La figure 11 correspond à l'optimisation de la 3^{ème} semaine du tableau 6. Elle permet de distinguer 4 phases présentes dans chaque journée optimisée :

- 1- Optimisation de la relance de 0 h à 8 h (similaire à la stratégie 1)
- 2- Délestage de 8 h à 10 h lors du premier pic tarifaire
- 3- Remontée en température pour respecter les contraintes de confort (après 10 h)
- 4- Arrêt du chauffage dans l'après-midi pour profiter de l'inertie du bâtiment (utilisation maximale de la surface d'inconfort autorisée)

Le bâtiment est bien adapté, car il a une inertie élevée qui lui permet de réduire les besoins de

chauffage pendant deux heures (pic tarifaire du matin) tout en maintenant la température intérieure dans la limite de confort fixée. L'algorithme ne propose pas de stratégie de préchauffage en période creuse, essentiellement du fait du manque d'isolation du bâtiment (rendement faible du stockage dans les parois).

4.5.3 Stratégie 3 : effacement en puissance

Comme expliqué dans le chapitre précédent, la stratégie 3 permet de limiter la puissance maximale tout en respectant certains critères de confort (présentés dans le tableau 7)

Variable à optimiser (x) :	- Puissance maximale disponible (constante entre 8h et 17h30)
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - <i>Température minimale: 19 °C</i> - <i>Surface d'inconfort maximale : 12°C.h</i> - <i>Variation maximale: 2 °C/h</i> A choisir par le gestionnaire du bâtiment
Objectifs :	- Réduire la consommation ou s'effacer du réseau

Tableau 7 : présentation de la stratégie 3 en chauffage

Pour illustrer cette stratégie et montrer qu'elle peut être appliquée au cas d'étude, une journée de décembre est optimisée (figure 12). La puissance n'est pas limitée avant 8 h, ceci pour permettre au bâtiment de remonter en température et de stocker de la chaleur. De plus, les besoins d'effacement surviennent surtout en journée lorsque la demande est élevée. Ainsi, dans l'exemple qui suit la puissance est réduite à 22kW de 8h à 17h30.

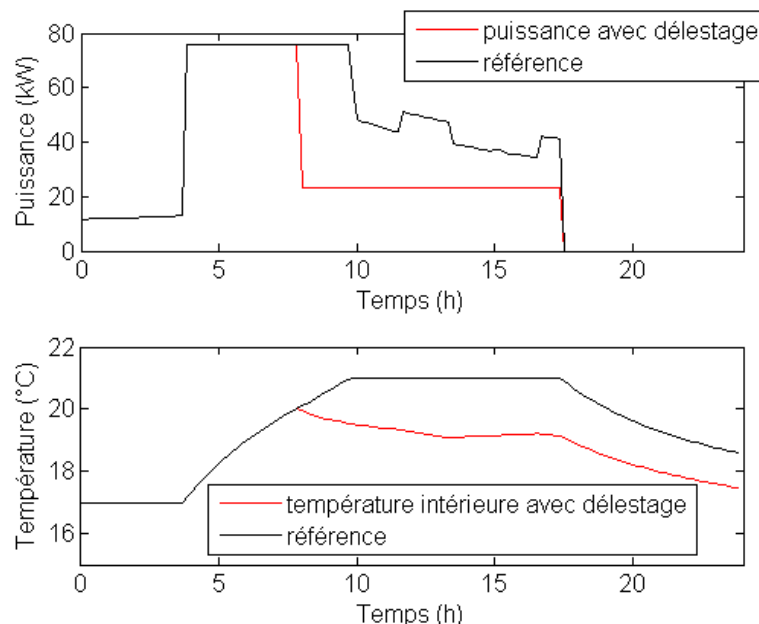


Figure 12 : Exemple de réduction de puissance maximale sur une journée d'hiver

La stratégie permet de réduire la puissance maximale de 67% et de respecter les critères de confort. Elle permet de sélectionner la puissance limitée qui conduit à l'effacement le plus important tout en respectant les 3 critères de confort. Le critère le plus contraignant pour l'effacement est la température minimale admissible (19°C). Le bâtiment étant très inerte (C_i élevé), il n'y a pas de variation rapide de la température. Ce délestage rend possible une réduction de consommation de 19% sur une journée (4.6% en prenant en compte le recouvrement).

Réduction de puissance maximale :	67 %
Economie d'énergie sur 24 h :	19 %
Economie d'énergie avec recouvrement	4.6 %
Surface d'inconfort (référence fixée à 21 °C):	10.0 °C.h
Température minimale atteinte :	19.07 °C
Gradient de température maximal en 1h:	0.5 °C

Tableau 8 : Résultats de la stratégie 3 sur 24 h en chauffage

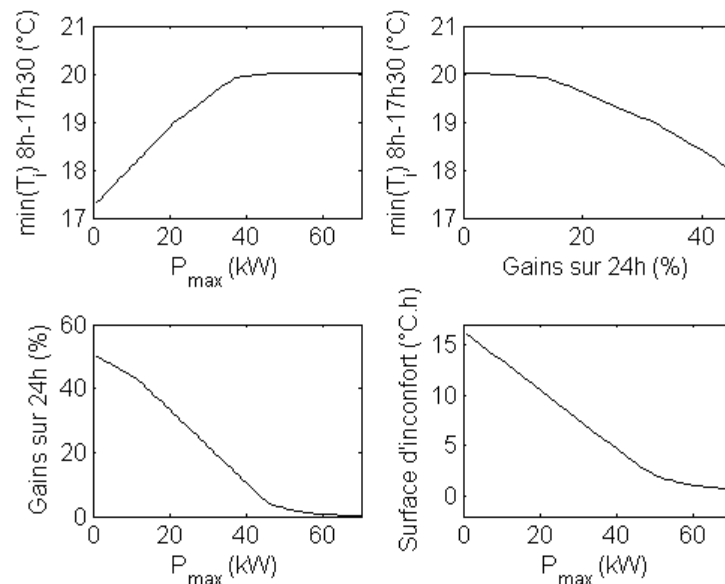


Figure 13 : Lien entre les gains énergétiques, la puissance maximale et la température intérieure après optimisation

Ces 4 courbes (figure 13) représentent l'impact de la diminution de puissance maximale sur plusieurs critères : les gains énergétiques, la surface d'inconfort et la température minimale en période d'occupation. Comme cette diminution n'est effective que de 8 h à 17h30 et non sur toute la journée, les gains ne peuvent pas atteindre 100%. Les phénomènes sont pratiquement linéaires avec un seuil qui correspond au moment où la stratégie ne modifie plus la conduite du bâtiment par rapport au scénario de référence.

4.5.4 Bilan sur les stratégies « hors ligne »

Ces résultats montrent qu'il est possible de mettre en place les stratégies développées dans le chapitre 3 à l'aide d'un modèle identifié à partir de données issues de mesure sur site. Les gains obtenus sont comparables à ceux de l'étude théorique, pour un bâtiment peu isolé avec une inertie lourde.

- Les gains de la stratégie 1 sont très sensibles aux conditions météo. En période relativement chaude, il est possible de réduire la consommation en retardant la relance du chauffage. Alors qu'en période froide, la stratégie 1 permet surtout de garantir une température intérieure moyenne à l'arrivée des occupants.
- La stratégie 2 semble moins sensible au climat, elle permet de réduire la facture énergétique d'environ 5% sans dégrader le confort en dehors des limites choisies. Dans l'exemple précédent, la température intérieure est superposée aux consignes (en période d'optimisation) ce qui montre que la limite de variation de consigne fixée à 0.5 °C/h est suffisante.
- La stratégie 3 est particulièrement adaptée pour les bâtiments inertes, qui permettent de limiter la puissance de chauffage pendant une longue période (quelques heures) tout en respectant les contraintes sur la température intérieure moyenne.

4.6 Optimisation en temps réel du bâtiment

L'optimisation se déroule en mars 2013, juste après deux semaines de vacances scolaires pendant lesquelles l'école est vide et la consigne de température constante. Les 2 semaines qui précèdent la période des vacances sont utilisées pour l'apprentissage et la validation du modèle R6C2. Il est important que les paramètres du modèle soient de nouveau identifiés, car cette période est éloignée d'environ 3 mois de l'apprentissage précédent (la consigne de réduit est fixée à 18°C contre 17°C auparavant et l'heure de relance est fixée à 6 h contre 4 h auparavant).

4.6.1 Objectifs et contraintes de l'optimisation

L'objectif de cette étude n'est pas uniquement de réduire la consommation ou améliorer le confort, il est aussi de valider une méthodologie pour la mise en place de stratégies d'optimisation sur un site. Voici une liste des différents objectifs de cette étude :

- Tester le recours aux prévisions de température extérieure et nébulosités de Météo-France
- Vérifier que le comportement thermique du bâtiment reste prévisible lors des changements de consigne
- Vérifier si le confort est respecté dans les différentes zones du bâtiment et étirer des

conclusions sur les conditions dans lesquelles un modèle mono-zone peut piloter un bâtiment multizone.

- Mesurer l'influence des erreurs de prévision (température et nébulosité) sur le calcul de la charge

Le tableau de bord qui permet de régler les consignes du bâtiment n'est pas adapté à la modification des températures de consigne au pas de temps de 30 minutes. Les paramètres réglables sont la température de réduit, l'heure de relance et la consigne de confort. C'est donc une version simplifiée de la stratégie 1 qui est mise en place sur la semaine test, où uniquement la température de réduit et l'heure de relance vont être optimisées. Les contraintes et les objectifs sont validés par le chef de site qui est responsable du confort des occupants.

Les prévisions de température extérieure et de nébulosité sont mises à jour toutes les 24 h et accessibles par le biais d'un serveur Météo-France. Elles ont un horizon de 25 heures et sont disponibles à partir de 12 h. Ainsi, la stratégie 1 est adaptée afin d'optimiser les consignes pour minimiser la consommation de minuit à 13 h et non pas sur la journée entière comme cela a été fait dans la section précédente.

La figure 14 décrit une méthode itérative pour l'optimisation de la relance toutes les 24 h. Bien qu'il soit possible d'automatiser cette méthode, cette dernière sera réalisée manuellement afin de vérifier la cohérence des résultats à chaque étape. Les étapes 1 et 4 (vérification du confort et envoi des consignes optimisées au bâtiment) sont effectuées en liaison avec le chef de site, ce qui permet d'ajuster au jour le jour les contraintes afin de garantir le confort des occupants (en vérifiant les températures intérieures). Les méthodes employées pour la mise en place des stratégies 2 et 3 seront sensiblement identiques.

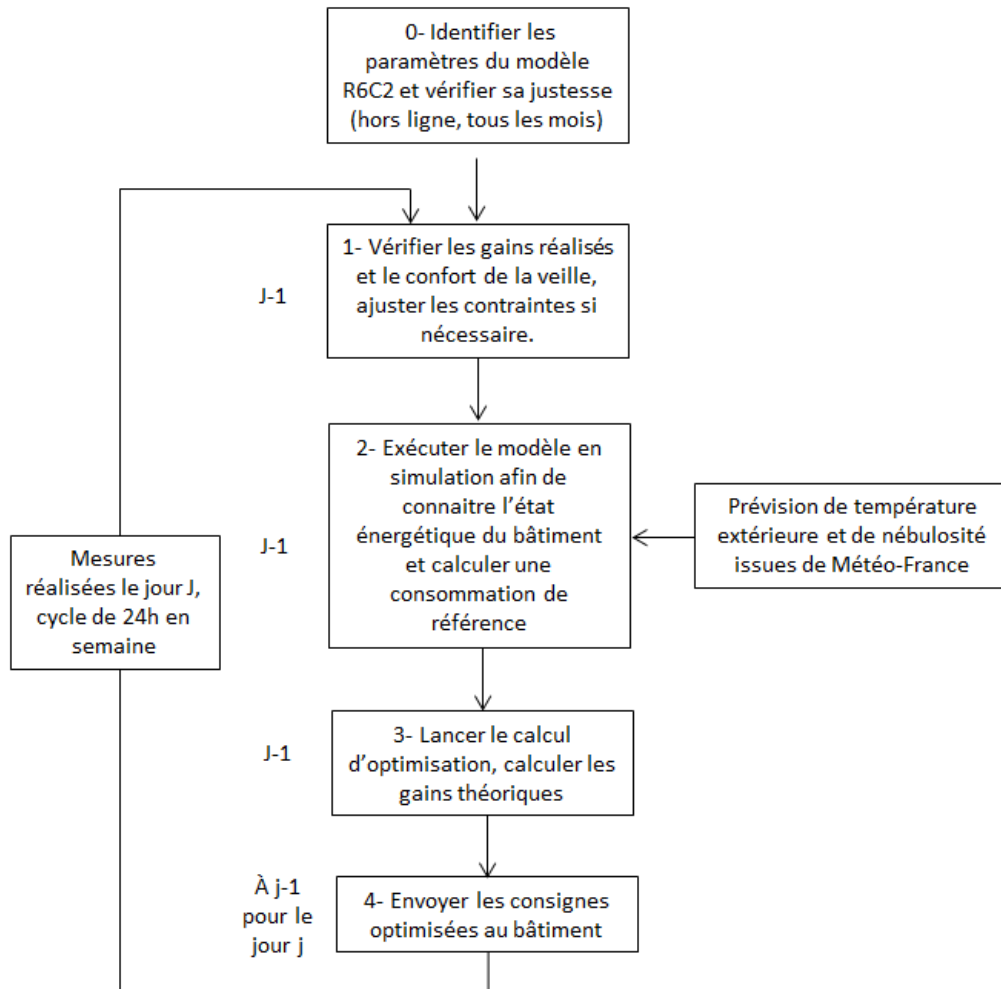


Figure 14 : Méthode d'optimisation de la relance

Trois jours d'une même semaine sont optimisés (mardi, jeudi et vendredi). Le tableau 9 présente les paramètres de l'algorithme pour la première journée d'optimisation.

Variables à optimiser :	<ul style="list-style-type: none"> - Température de réduit de nuit (T_r) - Heure de relance (h_r)
Contraintes :	<ul style="list-style-type: none"> - $15^{\circ}\text{C} < T_r < 21^{\circ}\text{C}$ - $\text{Minuit} < h_r < 6 \text{ h}$
Objectifs :	<ul style="list-style-type: none"> - Minimiser la consommation de chauffage sur 24 h - Atteindre une température de 19°C à 8 h

Tableau 9 : Stratégie 1 adaptée au cas d'étude

La température de confort doit être atteinte à 8 h et non 8h30 (heure d'arrivée des occupants). Ceci permet de prendre en compte les enseignants qui arrivent plus tôt que leurs élèves et de garder une marge de sécurité.

4.6.2 Identification et validation du modèle R6C2

La première semaine de données est utilisée pour l'identification des paramètres et la seconde pour la validation (figure 15). Les performances du modèle sont proches de celles de l'étude précédente avec un fitting de 84% pour la température intérieure et de 60% pour la puissance de chauffage. L'erreur relative en énergie atteint 4.8%. Les consignes de ventilation, et le profil d'occupation sont ceux présentés dans la figure 4.

Pendant la seconde moitié de la semaine de prévision, la température extérieure reste fortement négative (-5°C environ) et la température intérieure de confort n'est pas atteinte. On remarque que le modèle modélise mal ce phénomène (visible au niveau des températures intérieures simulées). En outre, en période de vacances, la température de consigne n'est pas tout à fait respectée. Deux hypothèses ont été faites :

- Certains convecteurs ont été éteints ou couverts par les occupants
- La consigne de température a été modifiée dans certaines zones du bâtiment sans que ce soit enregistré.

Le tableau 10 présente la dispersion des températures intérieures à 8 h le mardi de la semaine de validation (température moyenne extérieure : 0.6°C). La dispersion des températures est élevée et certaines zones (capteurs 6,7 et 10 notamment) présentent un déficit de puissance par rapport aux conditions climatiques.

Numéro de capteur	Type de zone	Température intérieure par zone le mardi à 8 h (°C)	Température intérieure par zone le vendredi à 8 h (°C)
6	Classes	17.8	17.6
7	Classes	18.0	17.8
8	Salle de jeux	18.6	18.2
9	Zone de circulation et sanitaire	18.5	18.5
10	Hall d'entrée	17.9	17.8
11	Bureaux	20.2	20.4
1	Zone de circulation et sanitaire	18.6	18.5
2	Classes	21.1	21.1
3	Classes	20.5	19.8
4	Classes	20.5	20.5
5	bureaux	19.5	18.8
Moyenne pondérée des surfaces		19.2	19.0

Tableau 10 : Mesures de température dans chaque zone du bâtiment à 8 h le mardi et le vendredi de la semaine de validation

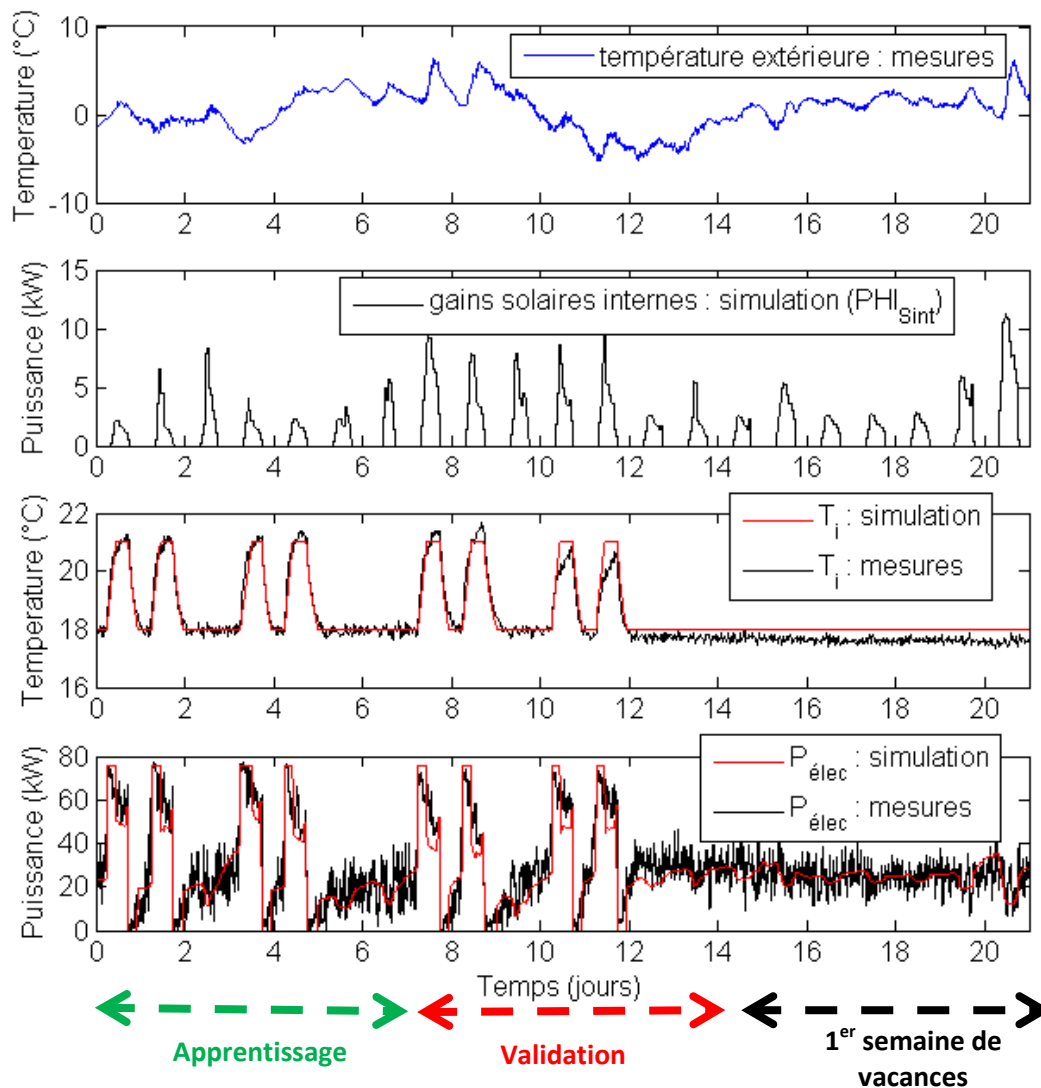


Figure 15 : Présentation des données d'apprentissage et de validation du modèle R6C2, ainsi que les données simulées (en rouge), 3 semaines en février-mars 2013

4.6.3 Résultats de l'optimisation en temps réel

Les températures extérieures étant très basses durant toute la semaine, l'objectif premier est de garantir le confort des occupants. D'autant plus que certaines salles de classe n'ont pas atteint la température de confort (le 10^{ème} et le 11^{ème} jour).

4.6.3.1 Cas n°1 : optimisation du mardi (12/03/2013)

Dans un premier temps, il a été choisi d'optimiser les consignes des CTA et des convecteurs en même temps. La ventilation étant liée aux consignes des CTA on vérifiera que l'heure de relance s'effectue avant 6h. A partir des réglages présentés dans le tableau 10, l'algorithme propose une température de réduit de 17.2°C et une relance du chauffage (convecteur et CTA+ventilation) à 5h30. Le tableau 11 permet de comparer les consignes optimisées à celles par défaut.

	Valeurs optimisées	Valeur par défaut
Température de réduit de nuit (T_r) :	17.2 °C	18°C
Heure de relance des convecteurs (h_r) :	5h30	6h00

Tableau 11 : Comparaison des consignes optimisées et des consignes par défaut

Suite à l'optimisation, la température moyenne mesurée à 8 h est 20°C, ce qui est supérieur à l'objectif (19°C). Les gains sont relativement élevés (10.6%), mais ils sont calculés de minuit à 13 h et ne prennent pas en compte le phénomène de recouvrement.

Afin de vérifier que le confort est atteint dans toutes les zones du bâtiment, les mesures de température de chaque zone sont analysées (tableau 11). Les zones de passage (en gris dans les tableaux : halle d'entrée, couloir et sanitaire) ne sont pas examinées, car elles sont peu occupées et/ou leurs occupants sont en mouvement. On remarque que les zones au sud du bâtiment (capteur 2, 3 et 4, figure 1) ont des températures bien supérieures à l'objectif. Par contre, les zones nord (capteur 6 et 7) sont à la limite de l'objectif avec une température de 18.9 °C. Plus problématique, un bureau situé entre le patio et le hall d'entrée (capteur 5) a une température intérieure de 18.5°C à 8 h.

Numéro de capteur	Localisation du capteur	Température intérieure (°C)
6	Classes	18.9
7	Classes	18.9
8	Salle de jeux	18.6
9	Zone de circulation et sanitaire	19.8
10	Hall d'entrée	18.0
11	Bureaux	21.3
1	Zone de circulation et sanitaire	19.5
2	Classes	21.0
3	Classes	21.3
4	Classes	21.8
5	bureaux	18.5

Tableau 12 : Mesures de température dans chaque zone du bâtiment à 8 h le 12/03/2013

L'optimisation de cette journée est satisfaisante puisque les températures de confort sont atteintes dans la majorité des zones de classes et de bureaux. En comparant ces mesures avec celles effectuées la semaine précédant les vacances (où la température extérieure est proche), on réalise que l'optimisation a globalement peu d'impact sur le confort et que la dispersion des températures des zones est similaire aux situations sans optimisation. Après cette première optimisation, il a été décidé de ne plus modifier les horaires des CTA et d'optimiser uniquement les consignes de convecteurs afin d'élargir la plage d'optimisation ($0 \text{ h} < h_r < 8 \text{ h}$) et de ne pas ventiler le bâtiment lorsque ce n'est pas nécessaire. Ainsi, on passe 76 kW disponibles entre minuit et 6 h, à 50 kW disponible entre minuit et 8 h. On rappelle que les CTA se mettent en marche à 6 h et qu'elles

fonctionnent à puissance constante (26 kW). Dans le modèle R6C2, l'air neuf est injecté directement dans le nœud d'air et les résistances des CTA agissent comme un flux de puissance purement convectif sur l'air intérieur (schéma en annexe 4.5)

4.6.3.2 Cas n°2 : optimisation du jeudi (14/03/2013)

Avec les nouvelles contraintes, la température de réduit optimisée est de 16.5°C et l'heure de relance (des convecteurs uniquement) est fixée à 2 h. Le tableau 13 compare les consignes optimisées aux consignes de référence.

	Valeurs optimisées	Valeurs par défaut
Température de réduit de nuit (T_r) :	16.5 °C	18°C
Heure de relance des convecteurs (h_r) :	2h00	6h00

Tableau 13 : Comparaison des consignes optimisées et des consignes par défaut

Trois phénomènes peuvent expliquer l'heure de relance (h_r) :

- Seule l'heure de relance des convecteurs est optimisée, 50 kW sont disponibles au lieu de 76 kW auparavant
- Toute la journée de mercredi, la température de consigne est fixée à 17.2°C alors que les températures extérieures sont négatives.
- La ventilation n'est plus mise en route en même temps que la relance (h_r), ce qui permet de limiter les besoins avant 6 h du matin (heure de la mise en route de la ventilation).

La température intérieure moyenne mesurée à 8 h est très proche de l'objectif (19.1°C contre 19°C) et la réduction de consommation théorique entre minuit et 13 h atteint 5.6%. Les mesures de température intérieure dans les différentes zones du bâtiment (tableau 14) montrent que le confort n'est pas atteint dans la majorité des zones. Comme précédemment ce sont les salles de classe au nord du bâtiment qui sont les plus touchées avec un minimum à 17.7°C.

Numéro de capteur	Localisation du capteur	Température intérieure (°C)
6	Classes	17.7
7	Classes	18.1
8	Salle de jeux	18.8
9	Zone de circulation et sanitaire	19.1
10	Hall d'entrée	17.0
11	Bureaux	21.3
1	Zone de circulation et sanitaire	18.6
2	Classes	18.8
3	Classes	20.5
4	Classes	21.5
5	bureaux	18.0

Tableau 14 : Mesures de température dans chaque zone du bâtiment à 8 h le 14/03/2013

Laisser le bâtiment descendre en température ne permet pas une remontée uniforme des températures intérieures. C'est pourquoi il a été décidé de limiter la température de réduit à 18°C, ce qui correspond à la valeur avant l'optimisation. De plus, la température intérieure moyenne à atteindre à 8h est fixée à 19.5°C contre 19°C précédemment.

4.6.3.3 Cas n°3 : optimisation du vendredi (15/03/2013)

Les contraintes d'optimisation sont présentées dans le paragraphe précédent, seuls les convecteurs sont optimisés. L'algorithme propose de relancer les convecteurs à 4h30 et la température de réduit retenue est celle par défaut (18°C). Le Tableau 15 compare les valeurs optimisées avec celles par défaut.

	Valeurs optimisées	Valeurs par défaut
Température de réduit de nuit (T_r) :	18 °C	18°C
Heure de relance des convecteurs (h_r) :	4h30	6h00

Tableau 15 : Comparaison des consignes optimisées et des consignes par défaut

La température intérieure moyenne mesurée à 8 h est 19.6°C, ce qui est très proche de l'objectif de 19.5°C. L'optimisation crée une surconsommation de 6.6% entre minuit et 13h. L'objectif de température n'est pas atteint dans trois zones du bâtiment (classes au nord et bureau au sud-est), même si le confort est plus acceptable que la veille (tableau 15).

Numéro de capteur	Localisation du capteur	Température intérieure (°C)
6	Classes	18.3
7	Classes	18.8
8	Salle de jeux	19.0
9	Zone de circulation et sanitaire	19.5
10	Hall d'entrée	17.6
11	Bureaux	20.7
1	Zone de circulation et sanitaire	19.1
2	Classes	19.7
3	Classes	20.9
4	Classes	21.6
5	bureaux	18.1

Tableau 16 : Mesures de température dans chaque zone du bâtiment à 8 h le 15/03/2013

4.6.4 Bilan de l'optimisation

Suite à l'optimisation de trois jours avec la stratégie 1, le gain énergétique théorique atteint 2% sur la semaine complète, ce qui est difficilement mesurable en pratique. De plus, les approches utilisées pour réaliser l'optimisation au cours des jours étudiés sont différentes ce qui ne permet pas de conclusion générales.

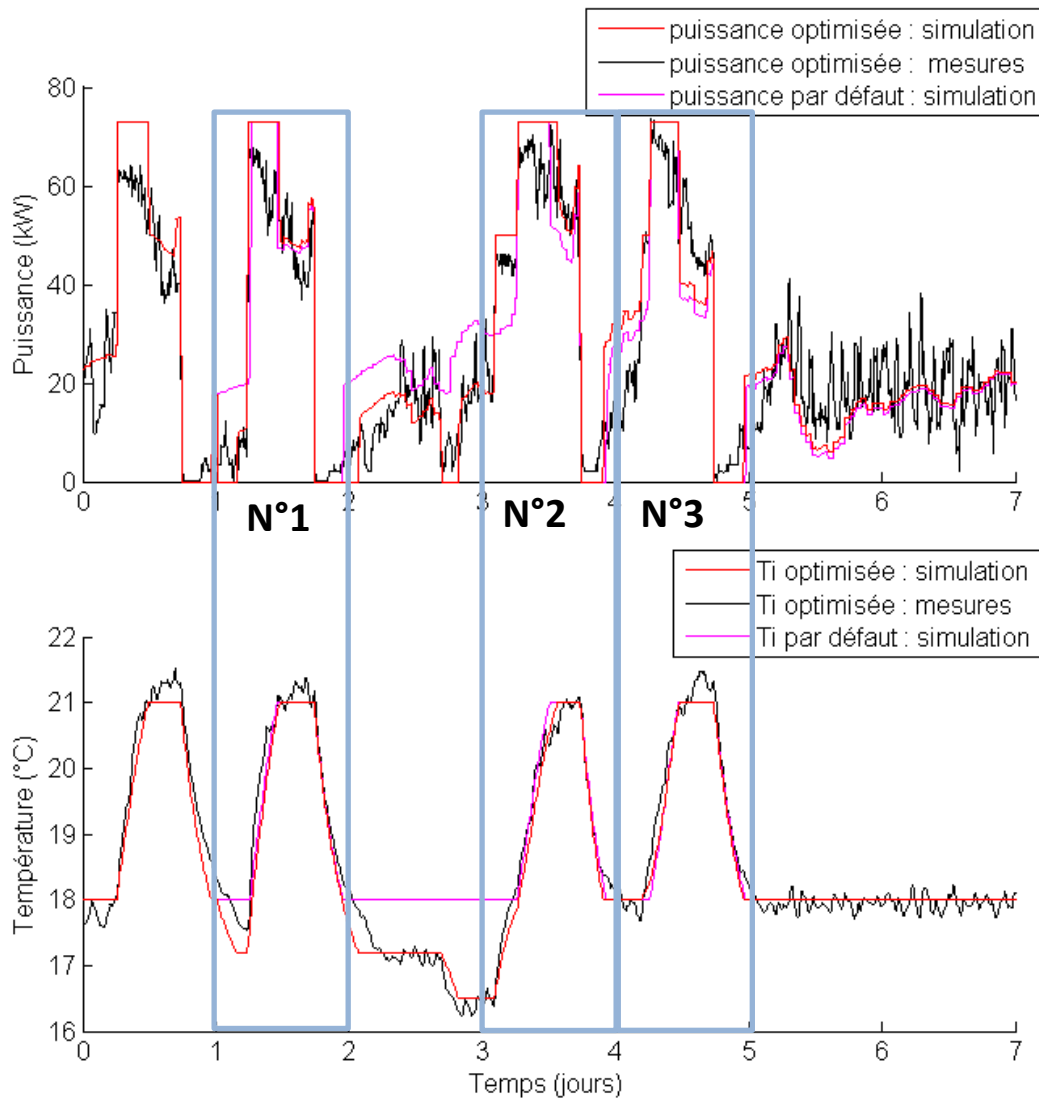


Figure 16 : Comparaison des valeurs simulées et des mesures après optimisation (rouge et noir), rappel des valeurs par défaut (magenta), une semaine en mars 2013

La figure 16 compare les mesures aux simulations sur toute la semaine optimisée. L'impact de l'optimisation sur la puissance et la température est correctement prévu par le modèle. Les erreurs en puissance sont principalement concentrées lors des relances. En température, la dynamique est bien respectée, mais les surchauffes de l'après-midi ne sont pas modélisées.

La semaine où a lieu l'optimisation étant très froide (température extérieure moyenne de 1.3°C) et les relances antérieures (semaine de validation du modèle R6C2) n'ayant pas permis d'atteindre la température de confort à l'arrivée des occupants, chaque journée de test a fait l'objet de contraintes spécifiques pour garantir le confort des occupants. C'est finalement en imposant des contraintes très proches des réglages par défaut (température de réduit à 18°C et relance des CTA à 6 h) qu'il a

été possible de respecter le confort dans la majorité des zones du bâtiment. En période froide, il est essentiel de ne pas laisser le bâtiment descendre en température, car certaines zones ne disposent pas d'une puissance de chauffage suffisante pour remonter en température au moment des relances. Cette spécificité ne peut pas être prise en compte par le modèle R6C2 qui est mono-zone et considère une puissance de chauffage globale. Dans l'idéal, il faudrait ajuster les contraintes en fonction des spécificités de chaque zone. Comme le modèle de bâtiment ne le permet pas, on propose d'identifier la zone thermique la plus défavorisée (dynamique lente, déperdition élevée, puissance de chauffage faible...) pour laquelle le confort doit être garanti (cela exclut les zones de passage). Puis de choisir les contraintes qui permettront d'atteindre le confort dans cette zone (limite de réduit de nuit et objectif de confort à l'arrivée des occupants). Ceci peut se faire de manière itérative, comme dans l'exemple présenté précédemment.

En ce qui concerne le recours aux prévisions météo, il est intéressant d'observer l'impact des erreurs de ces prévisions sur le calcul de puissance et de température intérieure du bâtiment. La figure 17 compare la puissance et la température simulées à partir de données mesurées à celles obtenues avec les données en prévision. L'influence des erreurs de prévision est relativement faible, leur impact est amorti par l'inertie du bâtiment. Les erreurs de prévision auront donc un impact minime sur les optimisations. Sur la semaine considérée, l'erreur relative en énergie n'est que de 2.4% (ce qui est du même ordre de grandeur que les erreurs dues au modèle R6C2). La conclusion serait sans doute différente pour un bâtiment bien isolé (BBC par exemple) pour lequel la ventilation et les gains solaires peuvent avoir un impact du premier ordre sur la charge.

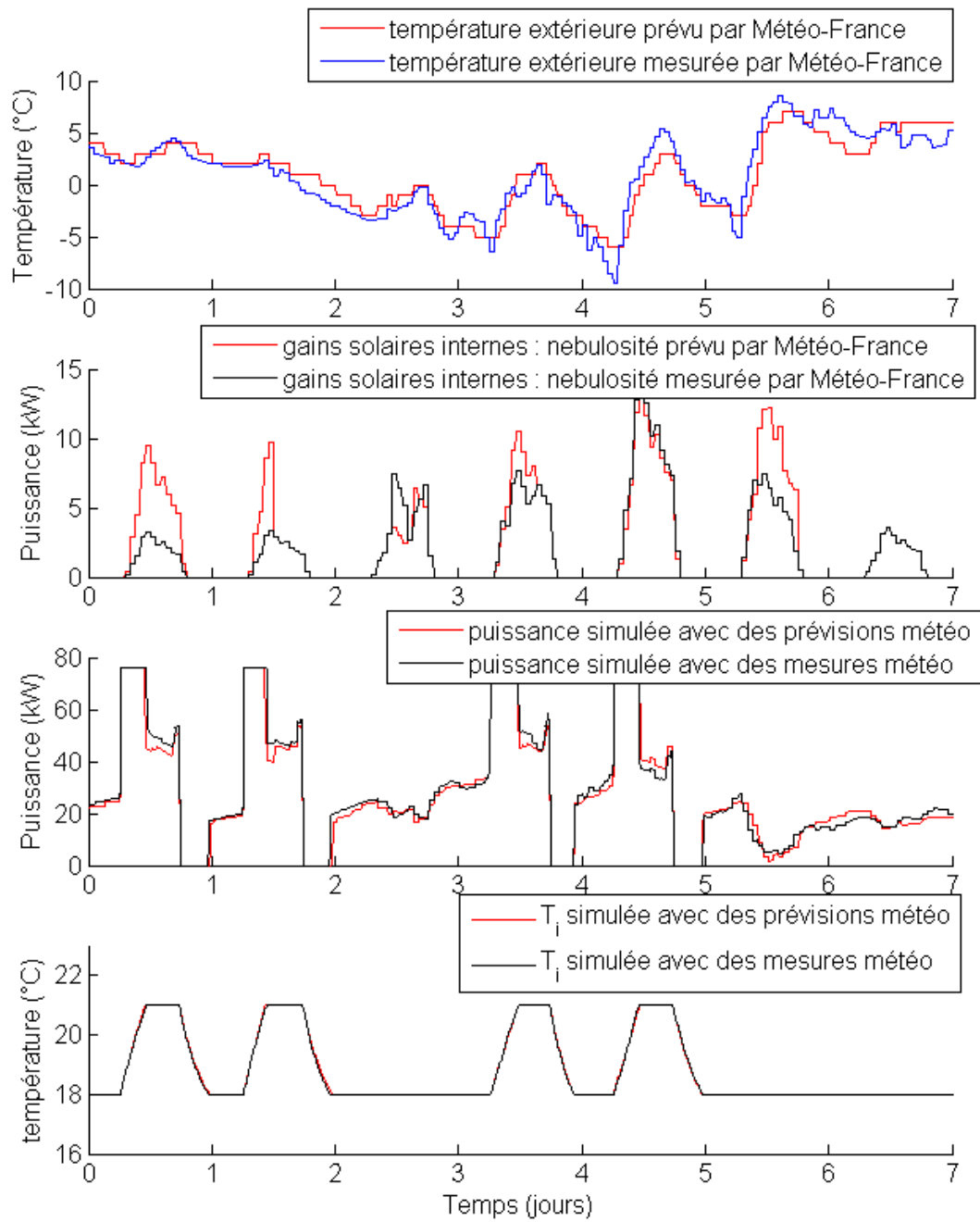


Figure 17 : Influence des erreurs de prévision sur la puissance simulée, une semaine en mars 2013

4.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté une expérience *in-situ* et propose une méthodologie pour la mise en place des stratégies d'optimisation sur un site en particulier. La méthode doit toutefois être adaptée en fonction des contraintes spécifiques de chaque bâtiment.

Le cas d'étude est un bâtiment très bien piloté, c'est pourquoi les gains énergétiques de l'optimisation sont faibles. Il est difficile de savoir si la stratégie a globalement amélioré le confort sur la semaine optimisée, car seules les températures moyennes peuvent être comparées entre elles et sont relativement proches. Si l'on compare la semaine optimisée avec la semaine de validation où les températures extérieures sont proches, on constate une amélioration globale du confort.

Appliquer les méthodes développées dans la thèse à un site réel a permis de valider une partie des hypothèses effectuées au cours de ces travaux :

- Le modèle d'ensoleillement est performant puisque le modèle R6C2 est capable de prévoir la température intérieure d'un bâtiment soumis uniquement aux variations climatiques pendant une période très ensoleillée.
- Le modèle R6C2 est capable de prévoir la charge de chauffage et la température intérieure moyenne d'un bâtiment occupé en fonctionnement normal, ceci avec une justesse satisfaisante.
- Les stratégies développées dans cette étude sont appliquées au bâtiment « hors-ligne » et présentent des gains non négligeables (tableau 17)

Descriptif des stratégies :	Stratégie 1 : optimisation de la relance	Stratégie 2 : optimisation tarifaire	Stratégie 3 : effacement en puissance
Variable optimisée	Température de consigne	Température de consigne	Puissance maximale de climatisation
Objectifs	Gain énergétique et confort thermique	Gain économique	Limiter la puissance
Gain en chauffage	1% à 4.5% de gain énergétique (fonction de la température extérieure) et amélioration du confort	5.5% de gain économique et 2.6% de gain économique (moyennes de 3 semaines optimisées)	Puissance maximale réduite de 67% de 8 h à 17h30
Fréquence d'utilisation conseillée	En chauffage uniquement, tous les jours ouvrés	Tous les jours ouvrés (pour un prix variable de l'énergie)	Exceptionnelle (dans un contexte de marché de capacité)

Tableau 17 : Bilan des stratégies d'optimisation « hors-ligne »

Trois jours d'une même semaine ont été optimisés en « temps réel » avec la stratégie 1. Cette étude montre que l'on peut prévoir le comportement du bâtiment lors des changements de consigne. Elle met en évidence les limites de l'optimisation à l'aide du modèle R6C2, ainsi que les problématiques spécifiques au site choisi et à la période d'optimisation :

- Les gains énergétiques théoriques sont relativement faibles sur la semaine optimisée. Ceci est dû à la période climatique froide, et au fait que les consignes de référence appliquées au bâtiment sont déjà le fruit d'une optimisation heuristique.
- La dispersion des températures intérieures dans les différentes zones du bâtiment est importante, particulièrement lors des matins optimisés. Certaines zones ont une puissance installée trop faible par rapport aux déperditions thermiques.

Ce cas d'étude montre qu'il est possible de mettre en place des stratégies d'optimisation de la relance en temps réel sur un bâtiment. L'outil final devrait permettre l'aide à la conduite du bâtiment pour lequel l'expérience du chef de site est primordiale. En effet, c'est lui qui va permettre de remédier aux limites de l'outil (modèle mono-zone) en ajustant les contraintes et les objectifs. Avant tout déploiement, il serait nécessaire de tester les algorithmes sur d'autres bâtiments afin de généraliser ces conclusions.

Conclusions et perspectives

Conclusions

L'objectif de la thèse était double. **Le premier** consistait à sélectionner un modèle permettant de prévoir le comportement thermique d'un bâtiment du secteur tertiaire. Il devait, non seulement prévoir les besoins de climatisation et la température intérieure moyenne, mais aussi être facilement diffusable sur site. Ainsi, sa construction devait nécessiter aussi peu d'information que possible et son architecture devait s'adapter à la majorité des bâtiments. Une analyse bibliographique a permis de sélectionner deux familles de modèles adaptés à ces contraintes : les modèles statistiques de type « boîte noire » et des modèles semi-physiques de type « boîte grise ». Ces modèles sont dits « inverses », car ils ont besoin des données de fonctionnement du bâtiment (consigne, données météo, profils d'occupation, températures, consommation) pour ajuster leurs paramètres lors d'une période d'apprentissage. Contrairement aux modèles physiques « boîte blanche », ils ne nécessitent pas d'information détaillée (métrés précis, découpage par zone, constitution des parois).

Un modèle de bâtiment de bureaux multizone classique a été utilisé pour l'apprentissage et la comparaison des modèles inverses. Il a l'avantage de permettre la maîtrise parfaite des entrées et des sorties du modèle et ainsi de comparer les modèles inverses uniquement sur leur capacité à prévoir le comportement thermique du bâtiment.

Parmi les modèles « boîte noire » existants, les modèles paramétriques linéaires de type ARMAX, fonction de transfert et équations d'état ont été testés. Ces trois modèles sont mathématiquement proches et présentent des performances similaires pour la prévision de charge de climatisation et de température intérieure. Cela a permis de vérifier que les modèles d'ordre faible (1 à 4) pouvaient représenter le comportement thermique d'un bâtiment multizone avec une justesse satisfaisante (fit>85% en chauffage et fit>70% refroidissement). Un modèle « boîte noire » non linéaire de type réseau de neurones a aussi été testé. Une architecture avec une seule couche cachée et 14 neurones dans cette dernière présente les meilleures performances. La justesse de ce modèle peut être élevée, mais les réseaux de neurones utilisés ne présentent aucune garantie quant à leur capacité de prévision sur un horizon de quelques jours. En effet, parmi les modèles générés (identification stochastique), certains présentent un comportement aberrant après quelques jours de simulation.

Différents modèles semi-physiques ont été construits à partir de la littérature et de manière à représenter les principales lois physiques qui régissent le comportement thermoaéraulique du bâtiment. Au final, quatre modèles ont été comparés sur leur capacité à prévoir la charge du bâtiment et une température intérieure moyenne. Cette étude a montré qu'un modèle d'ordre 2 de

type R6C2 est suffisant pour représenter un bâtiment complexe et nécessite des informations simples pour sa construction et l'initialisation de ses paramètres (fit>84% en chauffage et en refroidissement).

Une des entrées du modèle est le flux solaire (sur les nœuds intérieurs et extérieurs). C'est pourquoi un modèle de calcul de gain solaire a été développé. Il permet de calculer les gains solaires traversant les fenêtres et le flux sur les parois opaques à partir de la nébulosité, du facteur de trouble de Linke et des mesures au clinomètre des masques lointains.

Il ressort de cette étude que les modèles paramétriques linéaires dits « boîte noire » sont adaptés pour la prévision de puissance et de température intérieure en chauffage. En refroidissement la justesse de ces modèles est dégradée. Le modèle R6C2 présente des performances légèrement supérieures aux modèles paramétriques linéaires (surtout en refroidissement), cependant il nécessite plus d'informations que les modèles « boîte noire » pour sa construction. Les modèles inverses ont été testés sur un seul bâtiment simulé (sauf le modèle R6C2), il est probable que les ordres optimums et la justesse soient différents si l'on modifie le bâtiment de référence.

Pour répondre au second objectif de la thèse portant sur les stratégies d'optimisation, il est essentiel que le modèle sélectionné puisse fonctionner dans des situations inédites (nouvelles consignes, arrêt forcé), jamais rencontrées lors de l'apprentissage. C'est pourquoi les modèles inverses sélectionnés ont été comparés sur leur capacité à simuler correctement un délestage simple (diminution brutale de la température de consigne). Il ressort de ce test que seul le modèle semi-physique peut simuler le délestage avec justesse. C'est donc le modèle R6C2 qui a été utilisé pour la mise en place des stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement.

Une analyse paramétrique a montré qu'une à deux semaines de données (au pas de temps 6 minutes) étaient suffisantes pour l'identification des paramètres. La justesse du modèle se dégrade peu avec l'horizon de prévision, cependant ajuster les paramètres une fois par mois environ permet de tenir compte des changements dus aux saisons (le modèle n'est plus soumis aux mêmes fréquences ; les amplitudes des sollicitations et les valeurs des paramètres peuvent varier). Le modèle peut fonctionner en intersaison lorsqu'il y a des besoins de chauffage et de refroidissement dans la même journée, mais sa justesse est dégradée. L'architecture du modèle R6C2 et la fonction d'identification ont été validées par une analyse de sensibilité (calcul des indices de Sobol totaux). Tous les paramètres du modèle ont un impact sur le comportement thermique du bâtiment et sont utiles à la prévision. L'analyse montre qu'il est important d'identifier les paramètres du modèle à partir des mesures de températures intérieures moyennes et des besoins de climatisation, car

certaines paramètres n'impactent que le calcul de la puissance, et d'autres uniquement le calcul de la température.

Le second objectif de la thèse était de proposer des stratégies d'optimisation et de délestage adaptés aux bâtiments tertiaires existants. L'étude bibliographique et l'analyse des contraintes rencontrées sur site ont permis d'établir 3 stratégies :

- L'optimisation de la relance du matin en chauffage afin de minimiser l'énergie consommée dans la journée et garantir une température de confort à l'arrivée des occupants. Pour cela les consignes de température intérieure sont optimisées à prix de l'énergie constant. Les gains varient de 2% lorsqu'il fait très froid à 40% en intersaison. La température intérieure de confort est systématiquement atteinte à l'heure voulue.
- L'optimisation d'une journée complète en chauffage ou refroidissement pour minimiser la facture énergétique. Pour cela les consignes de température sont optimisées dans un contexte de prix variable (variation infra-journalière) de l'énergie. Cette stratégie permet de décaler les charges pendant les heures creuses pour réduire la demande lors des heures pleines. Afin d'obtenir des résultats les plus généraux possible, une analyse paramétrique a été effectuée, les variables étant le climat, les caractéristiques thermiques du bâtiment (isolation et inertie) et les ratios de prix de l'énergie. Il en ressort que le bâtiment idéal est à faible inertie et bien isolé afin de rendre possible les stratégies de pré-climatisation en heures creuses. Ainsi les gains obtenus sont d'environ 8% en chauffage et 13%, en refroidissement. Ils sont calculés à confort égal (bâtiment inerte, et climat de Paris) et peuvent varier d'un facteur 3 en fonction du bâti et du climat.
- L'optimisation de la puissance appelée permet d'imposer un délestage au bâtiment et de s'effacer temporairement du réseau. Cette stratégie est intéressante lorsque les effacements sont rémunérés (contexte de marché de capacité) ou lorsque le tarif incite à limiter la pointe de puissance à certaines heures. L'algorithme développé permet de choisir la limite de puissance en fonction de critères de confort imposés par le gestionnaire du site. Ces critères sont la température intérieure minimale, la variation maximale de température et la surface d'inconfort. Un exemple a illustré qu'il était possible de réduire la puissance de 30% (en hiver avec une température extérieure de 0°C) à 50% (en été avec une température extérieure de 23°C) sans dégrader le confort en dehors des limites autorisées, ceci sur une période allant jusqu'à 15 heures.

Les gains obtenus ne sont pas généralisables, ils dépendent du climat et du bâti, mais aussi des

consignes de référence appliquées au bâtiment. Si les consignes sont bien réglées (réduit lors des périodes inoccupées) et régulièrement adaptées aux variations saisonnières, les gains seront plus faibles (surtout avec la stratégie 1). Si au contraire, les consignes initiales ont été fixées pour respecter le confort dans des conditions climatiques extrêmes et qu'elles ne sont pas adaptées en fonction du climat, les gains seront plus élevés. Nous proposons d'auditer les bâtiments et d'effectuer des tests hors ligne pour calculer le potentiel de gain énergétique ou économique, et de vérifier que toutes les zones du bâtiment ont un comportement thermique compatible avec les stratégies d'optimisation.

Une école élémentaire située à Nancy a été instrumentée pour valider les hypothèses, les modèles et les stratégies choisies. Cette étude a permis de mesurer l'impact de toutes les incertitudes ou phénomènes négligés et mal modélisés sur la capacité de prévision du modèle R6C2 et sur les stratégies d'optimisation. L'influence des erreurs de prévision météo et celles dues au modèle d'ensoleillement ont été traitées séparément. L'instrumentation a aussi permis de mesurer la dispersion des températures intérieures dans les différentes zones du bâtiment et ainsi de mettre en évidence les limites du modèle R6C2 mono-zone.

Une première validation estivale en régime libre (pas d'occupant, pas de climatisation) a montré que le modèle de calcul d'ensoleillement sur les façades était performant et permettait de prévoir la température intérieure moyenne avec une précision satisfaisante. Le modèle R6C2 a été évalué avec des données météo mesurées (a posteriori) en hiver en période occupée. Après deux semaines d'apprentissage, le modèle a pu prévoir la température intérieure moyenne et la puissance de chauffage avec une justesse satisfaisante (fitting de 84% et 66% respectivement et erreur relative en énergie de 1.7%). Les trois stratégies développées ont été testées hors ligne et présentent des résultats cohérents avec ceux provenant des simulations. Le bâtiment est très inerte et mal isolé, ce qui ne permet pas de stratégies de pré-chauffage en périodes creuses. Toutefois, la puissance appelée peut être réduite en période de pointe.

Suite à cette étude « hors-ligne », trois jours d'une même semaine ont été optimisés en « temps réel », selon la stratégie 1. Il a fallu adapter les contraintes d'exploitation afin de prendre en compte les zones défavorisées. Finalement, des consignes très proches des valeurs programmées sur site avant l'optimisation ont été obtenues. Ceci montre que le site était très bien contrôlé avant l'optimisation et que l'utilisation du modèle R6C2 doit être effectuée par le chef de site pour qu'il puisse régler les contraintes d'optimisation et ainsi pallier les limites de la modélisation mono-zone.

La thèse : « *Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et*

l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement» a permis de proposer un modèle semi-physique mono-zone (R6C2) pour la prévision du comportement thermique de bâtiments du secteur tertiaire. Ce modèle permet de mettre en place des stratégies d'optimisation énergétique, économique et, dans une certaine mesure du confort. Les trois stratégies d'optimisation proposées semblent pouvoir s'appliquer sur de nombreux bâtiments et des situations très différentes, mais nécessitent d'être paramétrées avec une grande prudence pour ne pas créer d'inconfort local.

Perspectives

Pour faire suite à cette étude, il serait intéressant d'approfondir plusieurs points pour rendre les résultats plus généraux. Ainsi les pistes d'amélioration suivantes peuvent être envisagées :

- Tester le modèle de prévision et les stratégies sur un panel de bâtiments plus représentatif du secteur tertiaire (centres commerciaux et immeubles de bureaux par exemple) sur des périodes plus longues en chauffage et en refroidissement.
- Confronter le modèle R6C2 et les stratégies d'optimisation à des systèmes thermodynamiques complexes ayant une efficacité variable (il faudrait dans ce cas construire un modèle simplifié des systèmes).
- Etudier des méthodes permettant de mieux prendre en compte les zones défavorisées lors des optimisations (modèle multizones) et de profiter de la connaissance du bâtiment par les gestionnaires pour améliorer l'optimisation.
- Adapter le modèle et les stratégies aux bâtiments basse consommation pour lesquels les facteurs d'influence sont différents (prépondérance de l'occupation et de l'ensoleillement par rapport au climat) et donc nécessitent des prévisions plus fines de l'ensoleillement et de l'occupation.

Dans la thèse, seules la température de consigne et la puissance maximale sont optimisées. Il serait possible d'optimiser d'autres « entrées » du modèle R6C2 comme le débit ou la consigne de ventilation et la surface vitrée effective (par l'intermédiaire de stores ou volets).

Annexes

Annexe du chapitre 2

Annexe du chapitre 3

Annexe du chapitre 4

Liste des notations

Annexe 2.1 : Performance des modèles paramétriques linéaires

Nom du modèle	taille des données d'identification (semaine)	chauffage : une semaine de prévision			refroidissement : 1 semaine de prévision		
		fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)	fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)
<u>Equations d'état d'ordre 1</u>	1.0	59.8	61.7	18.5	66.5	-19.6	-13.6
	2.0	74.9	84.2	5.5	60.6	24.9	-20.2
	3.0	76.2	85.6	1.5	62.8	63.5	-14.3
	4.0	85.8	85.7	-3.2	62.8	63.3	-7.5
	5.0	83.5	85.0	-5.2	69.6	70.4	-10.0
<u>Equations d'état d'ordre 2</u>	1.0	25.5	55.0	40.4	60.5	-20.2	20.1
	2.0	78.4	75.0	1.9	58.8	28.7	-4.5
	3.0	84.2	87.0	-4.3	61.5	66.2	-6.2
	4.0	85.5	87.6	-3.5	62.8	65.1	-6.9
	5.0	76.6	86.8	-9.8	67.8	49.8	-7.1

Nom du modèle	taille des données d'identification (semaine)	chauffage : une semaine de prévision			refroidissement : 1 semaine de prévision		
		fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)	fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)
<u>Fonction de transfert P1Z</u>	1.0	18.4	47.6	-0.4	~-inf	-256.5	inf
	2.0	45.8	83.4	0.0	48.0	72.5	-4.8
	3.0	80.0	56.4	-0.1	53.0	-12.0	-21.7
	4.0	85.0	85.5	-0.1	65.8	65.9	-27.4
	5.0	85.3	4.9	-0.2	68.5	33.4	-2.6
<u>Fonction de transfert P2Z</u>	1.0	-37.3	80.0	-14.2	37.0	16.1	-37.5
	2.0	41.9	82.8	-0.1	50.4	65.6	-23.4
	3.0	35.0	60.0	0.0	65.0	64.2	-6.7
	4.0	26.7	67.7	0.0	-21.2	47.5	-60.0
	5.0	65.8	61.3	-0.3	63.9	54.5	-3.0

Nom du modèle	taille des données d'identification (semaine)	chauffage : une semaine de prévision			refroidissement : 1 semaine de prévision		
		fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)	fitting de la puissance (%)	fitting de la température intérieure (%)	erreur relative en énergie (%)
ARMAX d'ordre 1	1.0	48.6	61.4	-14.8	50.8	22.4	29.5
	2.0	56.9	64.7	-3.1	62.9	28.1	3.8
	3.0	56.4	65.0	-10.2	65.2	49.2	-5.2
	4.0	59.6	65.9	-5.0	66.0	63.8	-12.8
	5.0	59.4	65.9	-5.0	66.5	58.5	-11.7
ARMAX d'ordre 2	1.0	69.6	41.5	0.1	41.9	25.2	36.9
	2.0	73.3	64.1	4.8	53.0	24.1	-14.0
	3.0	75.3	70.1	-4.5	60.0	48.0	-14.6
	4.0	78.1	75.0	-2.6	65.7	59.7	-12.6
	5.0	77.4	75.5	-1.3	65.7	60.7	-13.0
ARMAX d'ordre 3	1.0	70.0	63.6	-2.7	46.3	3.2	29.9
	2.0	73.3	75.5	4.4	56.0	28.8	-17.3
	3.0	75.3	78.3	-4.6	61.4	54.0	-18.6
	4.0	78.1	81.0	-2.5	66.9	67.1	-15.9
	5.0	77.4	80.8	-1.3	68.0	68.3	-13.3
ARMAX d'ordre 4	1.0	70.2	44.9	-2.4	44.3	31.0	32.1
	2.0	73.3	64.2	4.5	56.3	24.8	-16.6
	3.0	78.7	70.0	-3.8	61.8	51.6	-17.3
	4.0	82.4	80.5	-4.3	67.0	64.1	-15.7
	5.0	81.7	81.3	-3.6	67.3	65.7	-14.1
ARMAX d'ordre 5	1.0	65.4	64.7	-1.0			
	2.0	82.1	75.4	-3.3			
	3.0	79.0	77.9	-4.0			
	4.0	84.3	77.1	-4.8			
	5.0	80.6	80.6	-7.1			
ARMAX d'ordre 6	1.0	67.2	45.9	2.4			
	2.0	72.6	69.0	4.0			
	3.0	77.1	71.9	-3.4			
	4.0	80.9	79.2	-2.9			
	5.0	79.2	78.6	-2.4			

Exemple d'un modèle ARMAX d'ordre 2 pour la prévision de puissance :

$$\begin{aligned}
 a_0 P(t) = & a_1 P(t_{-1}) + a_2 P(t_{-2}) + b_{11} T_e(t_{-1}) + b_{12} T_e(t_{-2}) + b_{21} OCC(t_{-1}) + b_{22} OCC(t_{-2}) + b_{31} T_c(t_{-1}) + \\
 & b_{32} T_c(t_{-2}) + b_{41} V_e(t_{-1}) + b_{42} V_e(t_{-2}) + b_{51} \Phi s_{int}(t_{-1}) + b_{52} \Phi s_{int}(t_{-2}) + b_{61} \Phi s_{ext}(t_{-1}) + b_{62} \Phi s_{ext}(t_{-2}) + \\
 & c_1 e(t_{-1}) + c_2 e(t_{-2})
 \end{aligned}$$

Annexe 2.2 : Méthode d'initialisation des paramètres à identifier

Initialisation des résistances thermiques

- Résistance thermique du bâti (R_m) :

R_m est calculée à partir de l'arrêté du 9 novembre 2006 sur les méthodes de calcul DPE (NOR : SOCU 06 10 563 A). Ce document fournit des conceptions moyennes pour les différentes surfaces d'échange du bâtiment en fonction de l'année de construction. Voici les tableaux de valeurs correspondant à la zone climatique H2.

Pour les murs extérieurs:

Année de construction	U (W/K.m²)	
	effet joule	autre
avant 1975	2.5	2.5
1975-1977	1.05	1.05
1978-1982	0.84	1.05
1983-1988	0.74	0.84
1989-2000	0.47	0.53
après 2000	0.4	0.4

Pour les planchers bas :

Année de construction	U (W/K.m²)	
	effet joule	autre
avant 1975	2	2
1975-1977	0.95	0.95
1978-1982	0.84	0.95
1983-1988	0.58	0.74
1989-2000	0.58	0.63
après 2000	0.4	0.4

Pour les planchers hauts (toiture en terrasse) :

Année de construction	U (W/K.m²)	
	effet joule	autre
avant 1975	2.5	2.5
1975-1977	0.79	0.79
1978-1982	0.74	0.79
1983-1988	0.42	0.58
1989-2000	0.37	0.42
après 2000	0.3	0.3

- Résistance thermique des fenêtres et des infiltrations (R_f) :

Le débit d'infiltration d'air de la RT 2005 est fixé à $1.2 \text{ m}^3/(\text{h.m}^2)$ sous 4 Pa.

simple vitrage

Type d'armature :	bois	PVC	Métallique
U	4.2	3.9	4.95

Avec survitrage

Type d'armature :	bois	PVC	Métallique
U	2.9	2.75	4

doubles-fenêtres

Type d'armature :	bois	PVC	Métallique
U	2.35	2.15	2.8

double vitrage 4/8/4mm

Type d'armature :	bois	PVC	Métallique	Métallique avec rupture de pont thermique
U	2.7	2.45	3.7	3.05

double vitrage 4/8/4mm
avec isolation renforcée

Type d'armature :	bois	PVC	Métallique	Métallique avec rupture de pont thermique
U	2.25	1.93	3.14	2.44

Voici le tableau utilisé par la RT2005 pour le calcul de la capacité thermique quotidienne d'un bâtiment. Les valeurs sont affichées par m^2 de surface au sol chauffée.

Classe d'inertie	Capacité quotidienne (kJ/K.m^2)
très légère	80
légère	110
moyenne	165
lourde	260
très lourde	370

Pour calculer la classe d'inertie du bâtiment, il faut se référer au chapitre Th-I de la RT 2005.

Initialisation des gains internes maximum

Voici les gains internes moyens par m² de surface chauffée. Ce tableau est issu de la RT 2005.

type de bâtiment	gain interne (W/m ²)
Bureaux	14
commerce	14
hôtellerie	3
enseignement	7
restauration	14
salle de spectacle	28
Etablissements sportifs	2

Initialisation du débit maximum de ventilation

La norme EN 13779 présente des valeurs moyennes de débit d'air hygiénique. On prendra un débit de 45 m³/(h.personne) pour une qualité d'air moyenne (500 ppm en CO₂)

Si le bâtiment est équipé d'un système double flux (rendement de 80%) on prendra un débit équivalent de 9. 45 m³/(h.personne).

Valeur « observée sur site » pour le bâtiment étudié dans le chapitre 2 :

Description de la donnée	valeur
Année de construction ou de rénovation	1990
Type d'utilisation (bureaux, commerces, ...),	bureaux
Nombre de personnes maximum dans le bâtiment (Nb _{occ})	400
Surface climatisée (S _c)	87000 m ²
Surface au sol (S _p)	870 m ²
Surface d'échange extérieur (S _{ext})	3150 m ²
Surface d'échange interne (S _{int})	18810 m ²
Surface vitrée (S _{fen}) et type de fenêtre	1380 m ² (double vitrage, armature métallique)
Volume d'air intérieur (V _{int})	20000 m ³
Coefficients de convection interne (h _{int})	3 W/K.m ²
Coefficients de convection externe (h _{ext})	17 W/K.m ²

Annexe 2.3 : Valeurs des paramètres du modèle R6C2

Paramètres	Valeurs initiale	Valeurs en février	Valeur en juillet
C_i (J/K)	6.8×10^7	7.7×10^7	1.1×10^8
C_m (J/K)	6.4×10^9	4.3×10^9	5.0×10^9
R_i (K/W)	1.7×10^{-5}	7.3×10^{-6}	8.0×10^{-6}
R_s et R_m (K/W)	$R_s + R_m = 5.8 \times 10^{-4}$ $R_s = R_i$	$R_m = 1.9 \times 10^{-4}$ $R_s = 4.4 \times 10^{-6}$	$R_m = 1.9 \times 10^{-4}$ $R_s = 3.9 \times 10^{-6}$
R_e (K/W)	1.7×10^{-5}	3.6×10^{-5}	3.6×10^{-5}
R_f (K/W)	1.8×10^{-4}	3.0×10^{-4}	2.4×10^{-4}
R_v (K/W)	2.30×10^{-4}	2.34×10^{-4}	4.69×10^{-4}
G (W)	1.20×10^5	1.17×10^5	1.33×10^5
a	0.4	0.6	0.6

Annexe 2.4 : Analyse de Sobol pour un bâtiment de référence fortement meublé

Cette annexe présente une étude de sensibilité similaire à celle du paragraphe 2.5.3. Le bâtiment de référence, utilisé pour l'apprentissage des données a été modifié pour tenir compte de l'inertie du mobilier. Ainsi la valeur de capacité d'air identifiée est multipliée par 2.3 et passe de 7.7×10^7 à 2.9×10^8 . La figure 1 illustre les différences entre les deux modèles (référence).

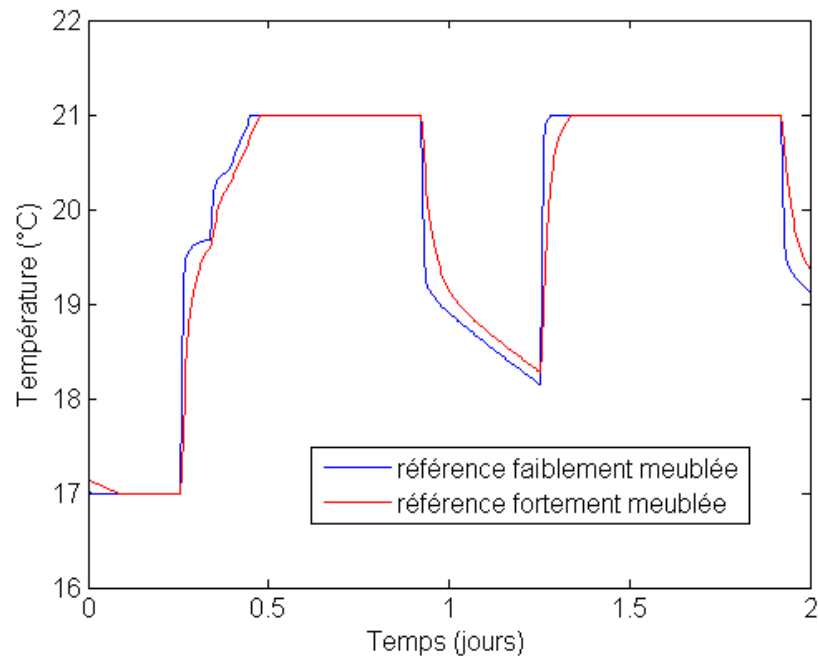


Figure 1 : Comparaison des températures intérieures moyennes du modèle de référence faiblement meublé et fortement meublé

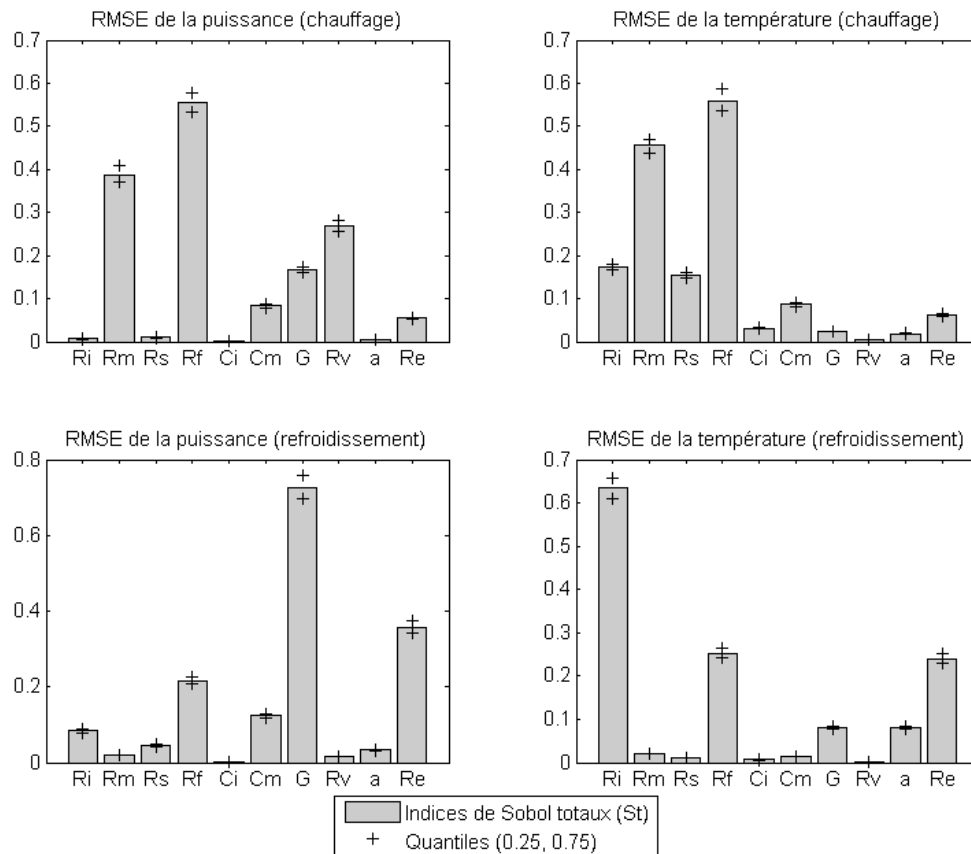


Figure 2 : Résultat de l'analyse de sensibilité en chaud et en froid

Les valeurs des indices de Sobol sont similaires à l'étude précédant sauf pour le paramètre « C_i » donc l'indice a été multiplié par 10 (de 0.003 à 0.03) (figure 2). Ceci montre que ce paramètre peut être nécessaire aux prévisions pour certains bâtiments.

Annexe 2.5 : Détails de calcul du modèle d'ensoleillement

Cette annexe présente les éléments nécessaires à la compréhension et à la programmation des modèles d'ensoleillement. Les figures et les étapes de calcul sont issues d'un rapport interne écrit en collaboration avec Makovicka et Salvazet (Makovicka, et al., 2012).

i. Rayonnement solaire extra-terrestre

L'intensité du rayonnement solaire à l'extérieur de l'atmosphère est pratiquement constante. La constante solaire ($G_{sc}=1367 \text{ W/m}^2$) représente l'énergie solaire par unité de temps et de surface reçue dans un plan perpendiculaire aux rayons du soleil. Ceci pour une distance moyenne terre-soleil.

Le flux radiatif extra-terrestre (I_{sc}) s'exprime de la manière suivante :

$$I_{sc} = G_{sc} \left(1 + 0.0334 \cos \left(\frac{360(n-3)}{365} \right) \right)$$

Où n représente le numéro du jour dans l'année.

ii. Notion de temps solaire

On note « t_c » le temps légal et « t_s » le temps solaire. t_s est basé sur le mouvement angulaire apparent du soleil. Deux corrections sont applicables par rapport au temps légal. La première est un décalage entre le méridien choisi comme référence pour le fuseau horaire (L_{st}) et le méridien où se situe l'observateur (L_{loc}).

Le calcul de L_{st} pour un endroit donné s'effectue de la manière suivante :

$$L_{st} = 15^\circ * (\text{nombre d'heures de retard sur Greenwich} = UTC)$$

La seconde correspond à la perturbation de l'orbite terrestre (E), cette dernière est prise en compte dans l'équation du temps de la manière suivante (figure 3) :

$$E = 229.2(0.000075 + 0.001868 \cos(B) - 0.032077 \sin(B) - 0.014615 \cos(2B) - 0.04089 \sin(2B))$$

E s'exprime en minutes avec,

$$B = (n - 1) * \frac{360}{365}$$

n étant le numéro de jour de l'année.

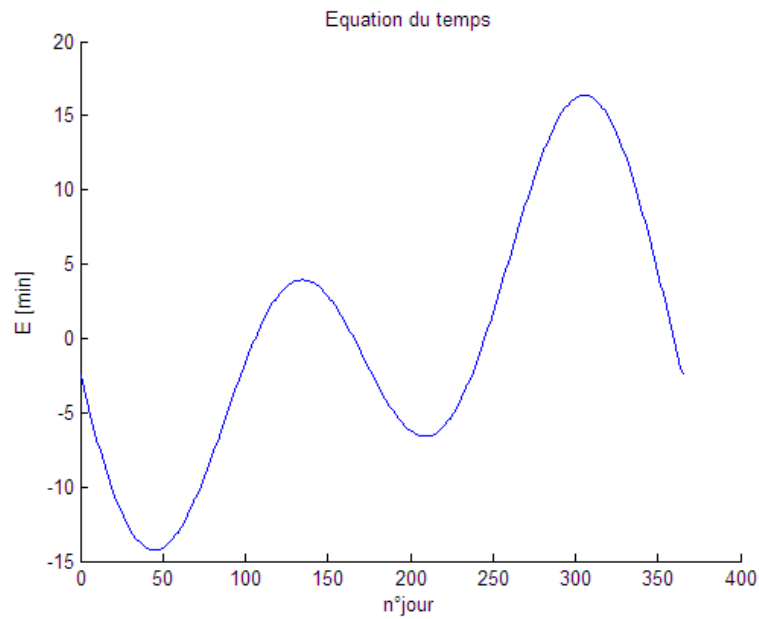


Figure 3: représentation graphique de l'équation du temps

Etant donné que le soleil met 4 minutes pour parcourir 1° de longitude (en référentiel terrestre), la différence entre L_{st} et L_{loc} doit être convertie en minutes en la multipliant par 4 (min/°)

La différence entre le temps solaire et le temps civil s'écrit comme suit :

$$t_s - t_c = 4 * (L_{st} - L_{loc}) + E$$

L'angle horaire (ω) représente l'expression angulaire du temps solaire et s'exprime comme suit :

$$\omega = 15(t_s - 12)$$

iii. Angles solaires

iii.1. Définitions des principaux angles solaires

Le tableau suivant définit les angles importants pour la description de la position apparente du soleil et des relations géométriques entre un plan quelconque et les rayons du soleil.

Angle	Symbole	Définition et convention de signe
Latitude	Φ	Position angulaire au nord ou au sud de l'équateur, positive vers le nord $-90^\circ < \Phi < 90^\circ$
Déclinaison	δ	Angle entre la ligne qui relie les centres de la terre et du soleil et le plan équatorial de la terre. C'est aussi la position angulaire des rayons du soleil par rapport au plan de l'équateur, positive vers le nord. $-23.45^\circ \leq \delta \leq 23.45^\circ$
Pente	β	Angle entre le plan d'une surface donnée et l'horizontale. $0^\circ \leq \beta \leq 180^\circ$
Azimut d'une surface	γ	Angle entre la projection horizontale de la normale à une surface et le méridien local (0° est la direction du méridien vers l'équateur). les valeurs négatives sont utilisées pour l'est et positives pour l'ouest - $180^\circ \leq \gamma \leq 180^\circ$
Angle horaire	ω	Déplacement angulaire du soleil à l'est ou à l'ouest du méridien local au rythme de 15° par heure. $-180^\circ \leq \omega \leq 180^\circ$
Angle d'incidence	θ	Angle entre le rayonnement solaire direct sur une surface et la normale à cette surface $0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$
Angles décrivant la position du soleil		
Angle du zénith	θ_z	Angle entre la verticale et les rayons du soleil, c'est-à-dire l'angle d'incidence du rayonnement direct sur une surface horizontale
Hauteur (ou Altitude) solaire	α_s	Angle entre l'horizontale et les rayons du soleil, qui représente le complément de l'angle du zénith. $\alpha_s = 90^\circ - \theta_z$
Azimut solaire	γ_s	Angle entre la projection horizontale des rayons solaires et la direction du méridien vers l'équateur. Valeurs positives vers l'ouest, négatives vers l'est. $-180^\circ \leq \gamma_s \leq 180^\circ$

Tableau 1: Définition des principaux angles solaires

iii.2. La déclinaison solaire

La figure 4 représente l'orbite de la terre autour du soleil. L'axe de rotation de la Terre sur elle-même est incliné de 23.45° par rapport à la normale au plan de l'ellipse, ce qui crée un angle entre le plan équatorial et la ligne entre les centres de la Terre et le soleil. Cet angle représente la déclinaison

solaire et varie entre -23.45° et 23.45° .

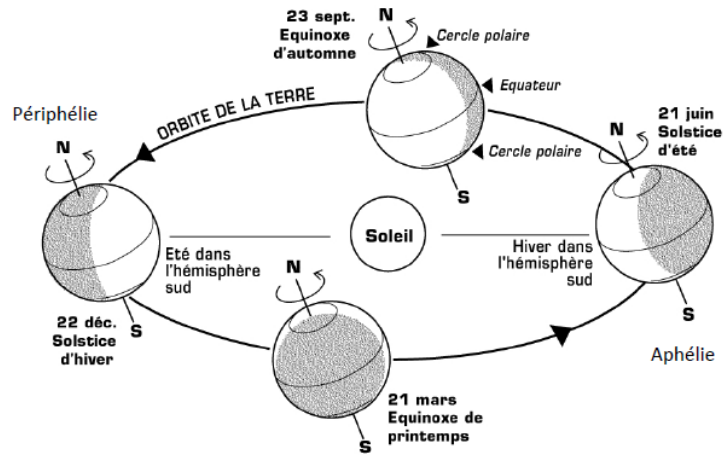


Figure 4 : Orbite de la terre autour du soleil

Cette déclinaison crée les saisons et favorise un hémisphère par rapport à l'autre à différents moments de l'année. Elle s'exprime de la manière suivante :

$$\delta = 23.45 * \sin\left(360 * \frac{284 + n}{365}\right)$$

iii.3. Position apparente du soleil

Elle s'exprime en fonction de θ_z et γ_s et d'autres angles présentés dans le tableau 1 :

$$\cos(\theta_z) = \cos(\varphi) \cos(\delta) \cos(\omega) + \sin(\varphi) \sin(\delta)$$

$$\cos(\gamma_s) = \frac{\cos(\theta_z) \sin(\varphi) - \sin(\delta)}{\sin(\theta_z) \cos(\varphi)}$$

La trajectoire apparente du soleil, pour une latitude donnée, permet de visualiser l'azimut et la hauteur du soleil pendant les heures de la journée et au cours de l'année. La figure 5 représente ces trajectoires pour quelques jours de l'année.

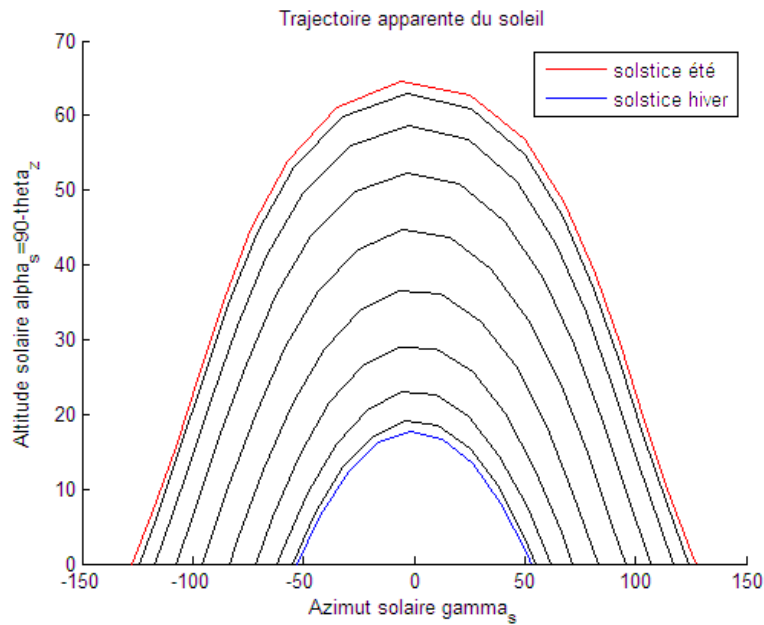


Figure 5 : Trajectoire apparente du soleil pour Paris

En hiver, le soleil est bas dans le ciel ce qui se traduit par une faible altitude solaire, contrairement à l'été.

iii.4. Angle d'incidence du rayonnement direct pour une surface quelconque

L'angle d'incidence du rayonnement direct sur une surface quelconque inclinée d'un angle β , est donné par :

$$\cos(\theta) = \cos(\theta_z) \cos(\beta) + \sin(\theta_z) \sin(\beta) \cos(\gamma_s - \gamma)$$

γ est l'azimut de surface :

- $\gamma=0^\circ$ si la surface est orientée plein sud
- $\gamma=-90^\circ$ si la surface est orientée à l'est
- $\gamma=90^\circ$ si la surface est orientée à l'ouest
- $\gamma=\pm 180^\circ$ si la surface est orientée au nord

iv. Les composantes du rayonnement solaire

Le spectre du rayonnement solaire à la surface de la Terre est constitué de différents éléments (figure 6) :

- Le rayonnement direct qui provient directement du Soleil, sans diffusion par l'atmosphère. Ses rayons sont parallèles entre eux. Il sera noté I_b et s'exprimera en W/m^2 .
- Le rayonnement diffus qui est constitué de photons diffusés par l'atmosphère (air, nébulosité, aérosols). Sa structure varie avec les conditions météorologiques. Par temps

couvert, on admet qu'il est isotrope (rayonnement identique dans toutes les directions de la voûte céleste). Il sera noté I_d et s'exprimera en W/m^2 .

- Le rayonnement réfléchi qui est dû à la réflexion des rayonnements direct et diffus par le milieu extérieur (la terre ou la mer), il est fonction de l'albédo local.

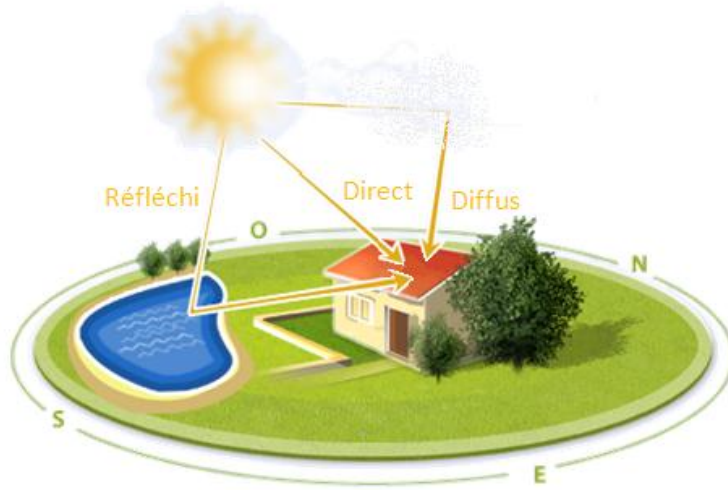


Figure 6: Composante du rayonnement solaire

v. **Modèle de Kasten et de L'ESRA**

Afin de prendre en compte les différentes absorptions et diffusions se produisant dans l'atmosphère, le modèle utilisé par l'ESRA se base sur le concept du facteur de trouble de Linke et de l'épaisseur optique de l'atmosphère.

- Notion de masse atmosphérique

La masse d'air (m_A) représente la masse d'atmosphère traversée par le rayonnement pour atteindre le sol (par ciel clair), par rapport à une traversée verticale au niveau de la mer. Plus le soleil va être bas sur l'horizon, plus il va traverser une épaisseur importante d'atmosphère et plus il va subir des transformations.

$$m_A = \frac{p/p_0}{\sin(\alpha_s^{true}) + 0.50572 * (\alpha_s^{true} + 6.07992)^{-1.6364}}$$

$$\text{Avec } \frac{p}{p_0} = \exp\left(-\frac{h}{z_h}\right)$$

Où $z_h=8434.5m$

Cette grandeur est utilisée pour corriger l'épaisseur optique, qui est importante en haute altitude.

L'angle α_s^{true} représente l'altitude solaire corrigée et prend en compte la réfraction.

$$\alpha_s^{true} = \alpha_s + \Delta\alpha_{refs}$$

$$\text{Avec } \Delta\alpha_{refs} = 0.061359 \frac{0.1594 + 1.1230\alpha_s + 0.065656\alpha_s^2}{1 + 28.9344\alpha_s + 277.3971\alpha_s^2}$$

- Epaisseur optique de l'atmosphère

Pour $m_A \leq 20$:

$$\tau_R = \frac{1}{6.6296 + (1.7513 * m_A) - (0.1202 * m_A^2) - (0.0065 * m_A^3) - (0.00013 * m_A^4)}$$

Pour $m_A > 20$:

$$\tau_R = \frac{1}{10.4 + (0.718 * m_A)}$$

- Facteur de Trouble de Linke

Le facteur de trouble atmosphérique de Linke T_L représente le nombre d'atmosphères idéales qui, si elles étaient superposées, entraîneraient la même atténuation que l'atmosphère réelle (tableau 2).

Cette atmosphère idéale est définie de la manière suivante :

- Elle contient uniquement des gaz
- Elle ne contient pas d'eau (même sous forme gazeuse)
- Elle contient une couche d'ozone de 3 mm
- Elle est uniforme

Le facteur de trouble de Linke prend en compte la vapeur d'eau atmosphérique et les aérosols. Voici un ordre de grandeur du facteur de trouble de Linke en fonction de l'état de l'atmosphère :

- $T_L=2$: atmosphère sèche et froide en hiver
- $T_L=3$: atmosphère sèche et chaude
- $T_L=4-6$: atmosphère humide et chaude
- $T_L>6$: atmosphère polluée

Les valeurs mensuelles sont données dans les tables du projet SODA, qui sont mises à disposition sur son site web (la méthode de calcul du facteur de trouble de Linke adoptée par ce projet fait appel à des données satellitaires d'une part et des données de mesures au sol d'autre part).

- Rayonnement direct, diffus et global

Le rayonnement direct incident sur un plan horizontal par ciel clair est donné par la loi de Beer

Lambert :

$$I_b = I_{sc} \exp(-0.8662 * T_L * m_A * \tau_R)$$

L'expression utilisée pour exprimer le rayonnement diffus est celle de l'ESRA :

$$I_d = I_{sc} T_{rd}(T_L) F_d(\alpha_s, T_L)$$

- $T_{rd}(T_L)$ est la fonction de transmittance diffuse. Elle est fonction uniquement du facteur T_L corrigé, T_{Lc} .

$$T_{rd}(T_L) = -1.5843 * 10^{-2} + (3.0543 * 10^{-2} * T_{Lc}) + (3.797 * 10^{-4} * T_{Lc}^2)$$

$$\text{Où } T_{Lc} = \frac{p}{p_0} * T_L$$

- $F_d(\gamma_s, T_L)$ est la fonction diffuse angulaire, fonction de la hauteur du soleil γ_s et du trouble T_L corrigé, T_{Lc} .

$$F_d(\gamma_s, T_L) = A_0 + A_1 * \sin(\alpha_s) + A_2 * \sin(\alpha_s)^2$$

Les A_i sont des coefficients dépendant de T_{Lc} , tel que :

$$A_0 = 0.26463 - 0.061581 T_{Lc} + 0.0031408 T_{Lc}^2$$

$$A_1 = 2.04020 + 0.018945 T_{Lc} - 0.011161 T_{Lc}^2$$

$$A_2 = -1.33025 + 0.03231 T_{Lc} - 0.0085079 T_{Lc}^2$$

Et enfin, Le rayonnement global s'exprime de la manière suivante :

$$I_G = I_b \cos(\theta_z) + I_d$$

ville	Chaumont	Bourges	Nantes	Nancy	Palaiseau	Lille	Nice
Lon.	6.98	2.73	-1.33	6.22	2.20	3.13	7.2
Lat.	47.05	47.07	47.15	48.68	48.70	50.60	43.65
Alt.	1200	161	30	225	156	60	4
Jan.	1.8	5.9	3.4	-	2.6	3.0	2.6
Fev.	2.6	-	3.3	3.9	-	2.9	3.2
Mar.	2.5	4.5	3.2	-	3.2	3.7	3.1
Avr	3.1	4.0	4.3	4.4	2.6	3.2	3.5
Mai.	3.6	4.0	3.9	4.2	3.7	3.7	3.8
Jun.	3.9	4.4	3.8	4.3	3.1	3.8	3.8
Jul.	4.1	4.9	4.1	4.6	3.2	3.7	3.8
Aou.	4.0	4.8	4.1	4.5	3.1	4.0	3.6
Sep.	3.8	4.6	4.4	4.2	3.1	3.5	3.8
Oct.	3.5	4.7	3.2	4.4	3.0	3.0	3.4
Nov.	2.5	4.2	-	-	3.7	3.0	3.3
Dec.	1.7	4.4	3.0	3.2	2.7	3.0	2.6

Tableau 2 : Facteur de trouble de Linke dans certaines villes de France

Annexe 3.1 : Optimisation avec modélisation du système de production (stratégie 2 en refroidissement)

L'efficacité des systèmes de climatisation thermodynamique dépend des températures des sources chaude et froide. Or, l'air extérieur est souvent utilisé comme source chaude en refroidissement et source froide en chauffage. Ainsi l'EER (Energy Efficiency Ratio) et le COP du système peuvent varier de manière significative dans une même journée. Cela peut modifier les résultats de l'optimisation, en effet, il vaut mieux décaler les besoins du bâtiment en jouant sur les consignes pour qu'ils aient lieu lorsque l'efficacité des systèmes est au maximum. Pour prendre en compte ce phénomène, il est nécessaire de modéliser le système de production et sa dépendance aux variations de température.

Voici un exemple d'optimisation d'un bâtiment équipé d'un groupe froid (le bâtiment est celui utilisé dans le chapitre 2 avec une inertie « moyenne »). Le système de production d'eau glacée est de type air-eau, il est modélisé à l'aide de l'équation dérivée du modèle ConsoClim, (Consoclim, 2002).

$$\frac{P_{elec}}{P_{frigo}} = \frac{1}{EER} = a\left(\frac{T_e}{T_{se}}\right)^2 + b\left(\frac{T_e}{T_{se}}\right) + c$$

- a, b et c sont calculés par régression polynomiale à l'aide de données constructeurs
- T_e est la température extérieure en Kelvin
- T_{se} est la température d'eau en sortie du système en Kelvin, elle est considérée constante et égale à 280 K (7 °C).

Ce modèle de groupe frigorifique ne prend pas en compte la dégradation des performances due au fonctionnement à charge partielle. Pour cela il faudrait prendre des hypothèses sur le nombre de compresseurs du groupe froid et du mode de régulation. L'algorithme d'optimisation pourrait tout à fait s'adapter à la modélisation des charges partielles et proposer des consignes qui favorisent l'utilisation des compresseurs à leur régime nominal.

Le modèle de groupe froid est connecté au modèle R6C2 afin de calculer les consommations électriques des compresseurs.

Le groupe froid considéré a une puissance frigorifique maximum de 250 kW et un EER nominal de 2.59. A l'aide des données constructeur a, b et c sont calculés :

- a=56.8
- b=-143.7

- $c=91.2$

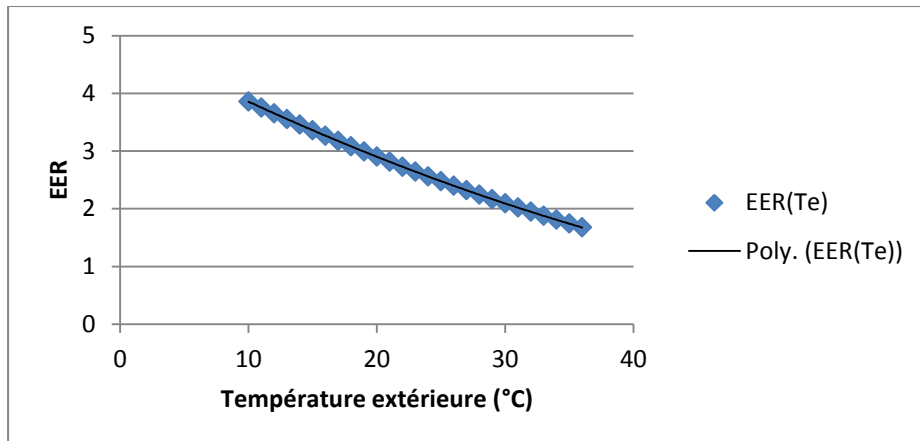


Figure 1 : Variation de l'EER en fonction de la température extérieure.

Après avoir connecté ce groupe frigorifique au modèle de bâtiment, la stratégie 2 est exécutée sur 3 semaines consécutives en juillet (bâtiment à inertie moyenne avec le climat de Paris).

Période d'optimisation	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
Semaine 1	0.4	16.4
Semaine 2	1.7	18.2
Semaine 3	-3.2	17.4

Tableau 1 : Gains de la stratégie 2 avec un EER variable

Ces résultats sont comparés avec l'optimisation en besoin (bâtiment identique) :

Période d'optimisation	Gain énergétique (%)	Gain économique (%)
Semaine 1	-7.2	12.0
Semaine 2	-10.5	11.9
Semaine 3	-9.5	13.1

Tableau 2 : Gains de la stratégie 2 avec un EER constant

Les gains énergétiques sont supérieurs à ceux obtenus précédemment. En effet, les performances du groupe froid sont élevées lorsque la température extérieure est faible ce qui favorise le sur-refroidissement la nuit. Refroidir en début de nuit permet de stocker du froid dans le bâti tout en conservant une température intérieure acceptable à l'arrivée des occupants.

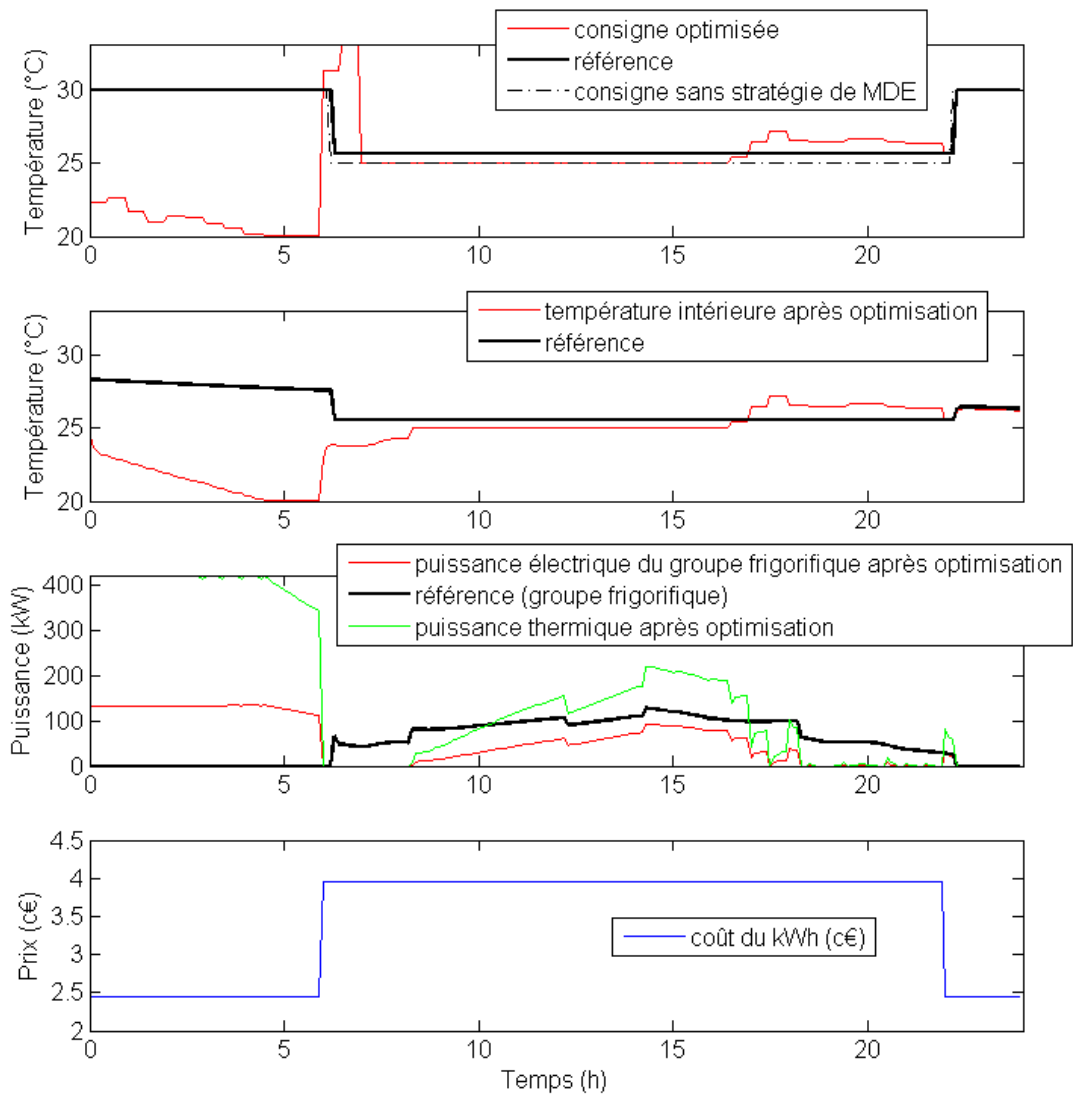


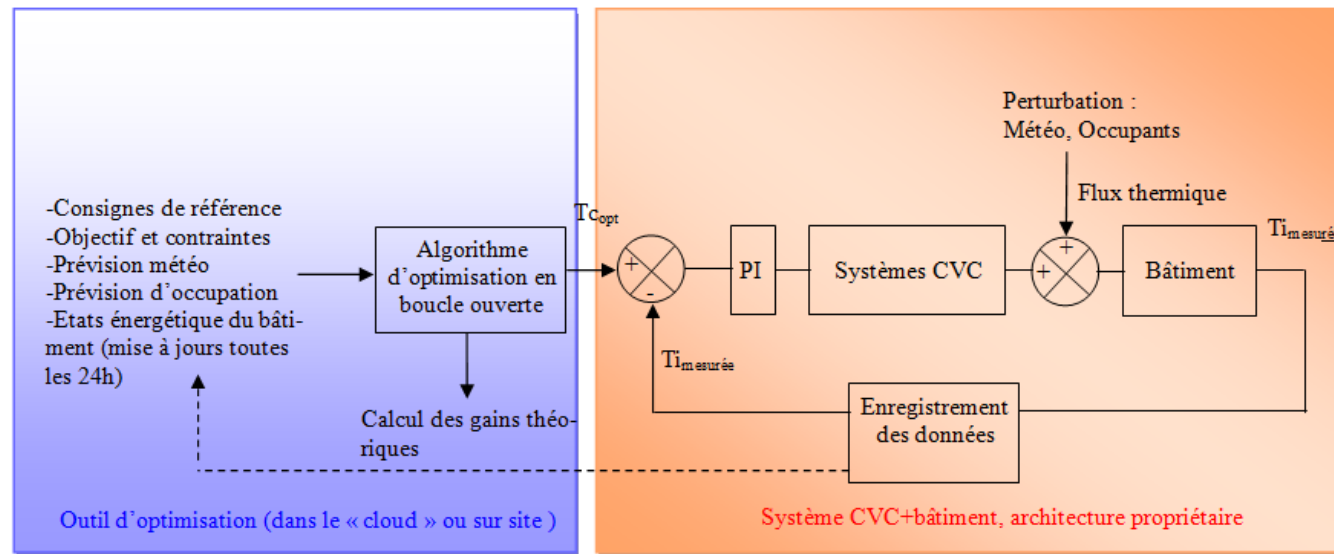
Figure 2 : Résultat de la stratégie 2 en refroidissement avec modélisation du groupe froid (exemple sur 24 h)

En plus d'augmenter les gains économiques (+40% environ) la surconsommation engendrée par la stratégie est quasiment nulle. Ceci met en évidence l'intérêt de la stratégie 2 en refroidissement pour les bâtiments équipés de groupe froid. En chauffage le phénomène est inversé puisque les COP des systèmes seront bas pendant la nuit (périodes froides).

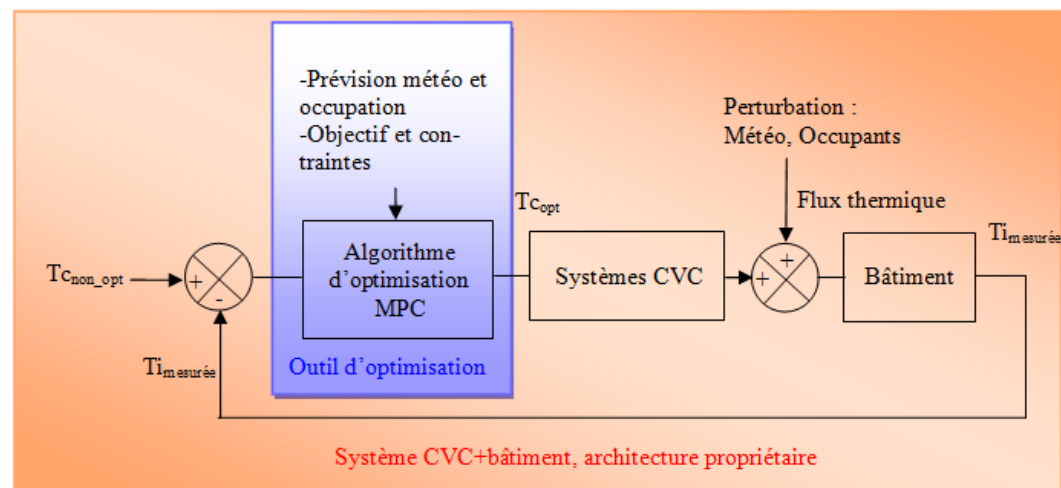
Annexe 3.2 : Présentation de deux approches d'optimisation

Cette annexe présente une première approche d'optimisation qui fonctionne en amont du contrôle-commande, c'est celle retenue pour la mise en place des stratégies 1&2. La seconde approche est plus orientée MPC (Model Prédictive Control) avec une optimisation en boucle fermée sur des pas de temps courts.

Méthode utilisée pour l'optimisation de l'école élémentaire à Nancy (chapitre 3)



Méthode utilisée pour optimiser les régimes transitoires du bâtiment. Il est aussi possible d'optimiser directement le flux sans passer par les consignes.



Annexe 3.3 : présentation des tarifs variables de l'électricité (tarif vert EDF)

Pour la stratégie 2 on utilise les tarifs de l'électricité suivants (coût hors abonnement) :

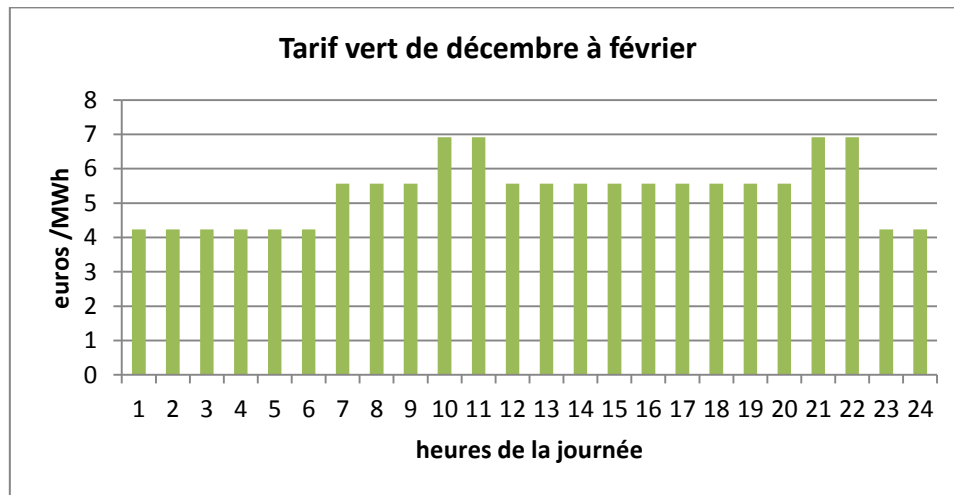


Figure 3 : Structure de prix du tarif vert en hiver

La structure du prix en hiver se décompose en une période creuse de 22 heures à 6 heures et une période pleine de 6 heures à 22h. Cette période pleine se constitue de deux pics de prix de 6h à 8h, et de 20h à 22h. Cette structure de prix est valable de décembre à février, mais elle sera utilisée pour tester la stratégie 2 en chauffage (d'octobre à avril environ)

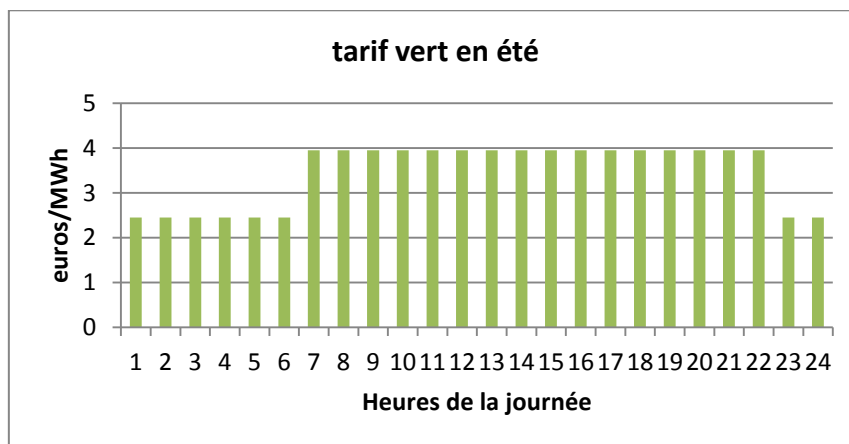


Figure 4 : Structure de prix du tarif vert en été

La structure du prix en été se décompose en une période creuse de 22 heures à 6 heures et une période pleine de 6 heures à 22h.

Annexe 4.1 : Description des bâtiments sélectionnés

Désignation	Type d'utilisation	Localisation et année de construction	Surface climatisée (m ²)	Systèmes de production	Systèmes d'émission	Mesures disponibles	Remarques
Bâtiment A	Bureaux	Paris-1990	8000	Sous station connectée à un réseau de chaleur et de froid	- Ventilo-convecteur - CTA	- Température de départ et retour du circuit d'eau - Consommation des prises électriques d'un étage	- Les températures intérieures et les consignes ne sont pas enregistrées - L'incertitude sur les mesures de température d'eau est élevée
Bâtiment B	Bureaux	Paris-2006	15000	PAC eau-eau réversible sur forage profond	- Plafonds rayonnants - Plancher chauffant - CTA	- Température de départ et retour du circuit d'eau - Température intérieure de chaque bureau - charge des prises électriques - consignes de ventilation	- Systèmes d'émissions complexes - Les consignes de température ne sont pas enregistrées
Bâtiment C	Bureaux	Nice-1980	3000	PAC air-eau réversible	ventilo-convecteur	- Température de départ et retour du circuit d'eau - Températures intérieures (7 zones)	- Les consignes ne sont pas enregistrées - L'incertitude sur les mesures de température d'eau est élevée ($\pm 1^\circ\text{C}$) - la charge des prises électrique n'est pas mesurée
Bâtiment D	Ecole élémentaire	Nancy-1975	800	-	- Convecteur électrique - CTA (pas de refroidissement)	- Puissance des CTA et des convecteurs (ajouté dans le cadre de la thèse) - Température par zone (11 zones) - Consignes de température et de ventilation	- la charge des prises électriques n'est pas mesurée - Les données peuvent être enregistrées périodiquement sur un serveur

Annexe 4.2 : Description des vitrages et des protections solaires

Description des parois opaques et des fenêtres :

Nom de la fenêtre	Description (hauteur*largeur en centimètre)	Surface (m ²)
A	230x220 et deux vitres de 188x77	8.0 m ²
B	100x100	1 m ²
C	160x20 (porte-fenêtre)	0.3 m ²
D	180x70 et 180x108 (deux portes-fenêtres)	3.2 m ²
E	180x57	1.0 m ²
F	200x300 (porte vitrée)	6 m ²

Tableau 1 : Caractéristiques des vitres du cas d'étude

Nom de la façade	A	B	C	D	E	F	Surface vitrée (m ²)	Surface totale de la façade (m ²)
Sud-ouest	1	2	1	0	2	0	12.3	82.5
Nord-ouest	4	5	1	0	2	0	39.3	90
Nord-est	0	3	0	2	7	0	16.4	83
Sud-est	1	3	0	0	0	2	23	82.5
Patio (x4)	0	0	0	0	0	1	6	25

Tableau 2 : Disposition des vitres par façade et métrés

En plus des masques créés par l'environnement il faut modéliser ceux causés par le bâtiment sur lui-même. La méthode de calcul est présentée par Makovicka (Makovicka, et al., 2012). Voici la liste des principaux masques impactant le flux solaire sur les fenêtres :

- Toutes les parois vitrées sont en retrait par rapport aux murs extérieurs (environ 15 cm)
- La façade sud-est est surplombée d'un préau.
- Certaines fenêtres sont dans un renforcement du bâtiment (type B par exemple)
- Pour les fenêtres du patio, les masques proches sont créés par les façades en vis-à-vis

Annexe 4.3 : Initialisation du modèle R6C2

A partir d'observation sur site et de la méthode d'initialisation présentée dans le chapitre 2, il est possible de calculer les valeurs initiales des paramètres du modèle R6C2.

Symbole	Description	Valeur initiale	Valeur identifiée
C_i (J/K)	Capacité de l'air intérieur et du mobilier	6.2×10^8	2.1×10^8
C_m (J/K)	Capacité des murs (bâti)	8.6×10^9	5.2×10^8
R_i (K/W)	Résistance de convection intérieure	1.3×10^{-5}	4.5×10^{-6}
R_s et R_m (K/W)	Résistance de conduction des murs (isolation)	$R_m = 9.9 \times 10^{-4}$ $R_s = R_i$	$R_m = 1.7 \times 10^{-4}$ $R_s = 8.6 \times 10^{-5}$
R_e (K/W)	Résistance de convection extérieure	1.7×10^{-5}	9.7×10^{-6}
R_f (K/W)	Résistance équivalente aux infiltrations et aux vitres	2.9×10^{-4}	8.7×10^{-4}
R_v (K/W)	Résistance équivalente à la ventilation mécanique	2.2×10^{-4} en période de ventilation +inf sinon	7.4×10^{-3}
G (W)	Gain maximum dû à l'occupation	5600 (7 W/m ²)	8.0×10^3
a	Part radiative des gains internes	0.3	0.2

Tableau 3 : Valeurs initiales et identifiées des paramètres du modèle R6C2

Annexe 4.4 : Validation des modèles « boîte noire » sur le cas d'étude

Les 4 modèles « boîte noire » étudiés dans le chapitre 2 sont validés sur les données de l'école élémentaire. Les entrées/sorties et la période utilisée pour l'apprentissage et la validation sont exactement les mêmes que celles du modèle R6C2.

Nom du modèle	Ordre du modèle	Fitting de la puissance (%)	Erreur relative en énergie (%)	Fitting de la température intérieure (%)
Equations d'état	1	72	5.4	71.7
ARMAX	5	70	3.3	66.7
Fonction de transfert	P1Z	72	<1	3.1
ANN (meilleur candidat)	14 neurones dans la couche cachée	68	-5.74	71.8
R6C2	2	66	1.7	84

Tableau 4 : performance des modèles « boîte noire », validation sur le cas d'étude

Les modèles « boîte noire » sont aussi performants voir plus que le modèle R6C2 pour prévoir la puissance de chauffage. En revanche, ils le sont moins pour prévoir la température intérieure moyenne. Le modèle de fonction de transfert en température ne converge pas pour ce cas d'étude. Comme montré dans le chapitre 2, les performances du modèle de réseau de neurones dépendent de l'initialisation des paramètres. Certains donnent de bons résultats, d'autres présentent des résultats aberrants.

Les figures suivantes illustrent les résultats du tableau 4 :

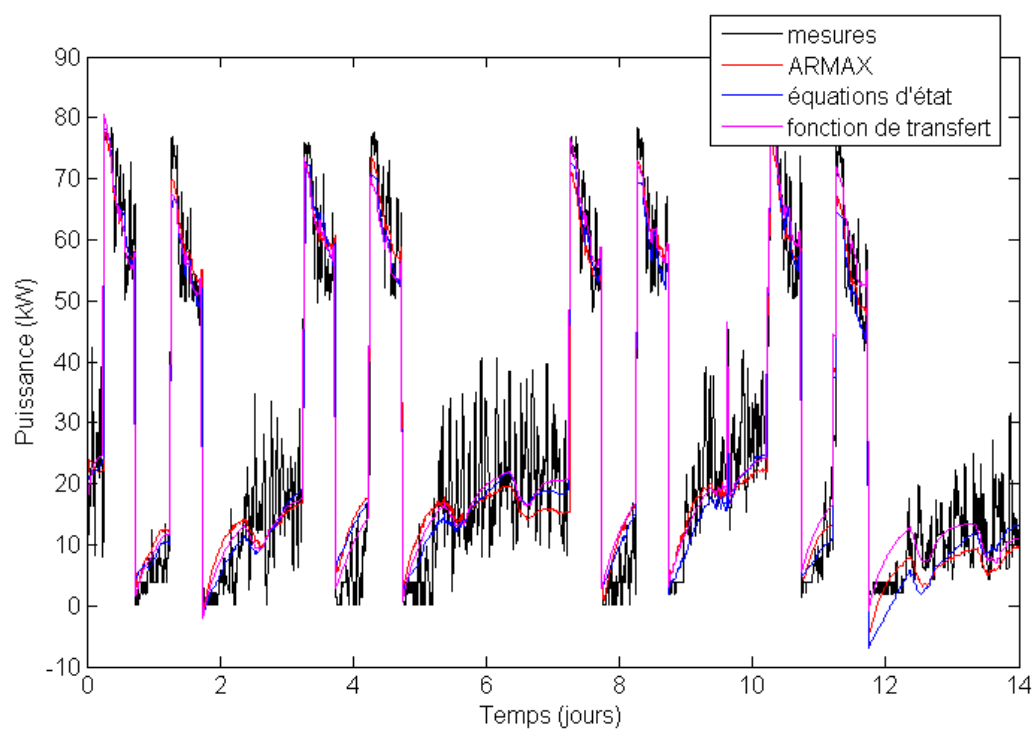


Figure 1 : Validation des modèles paramétriques linéaire, 2 semaines de puissance de chauffage

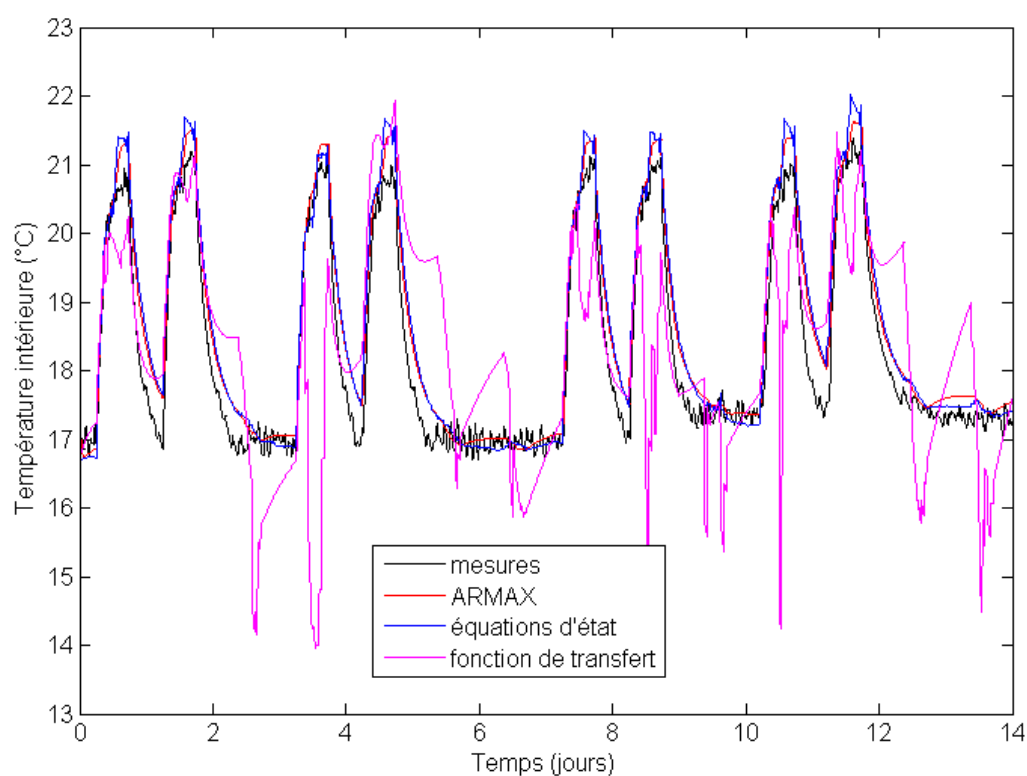


Figure 2 : Validation des modèles paramétriques linéaire, 2 semaines de température intérieure

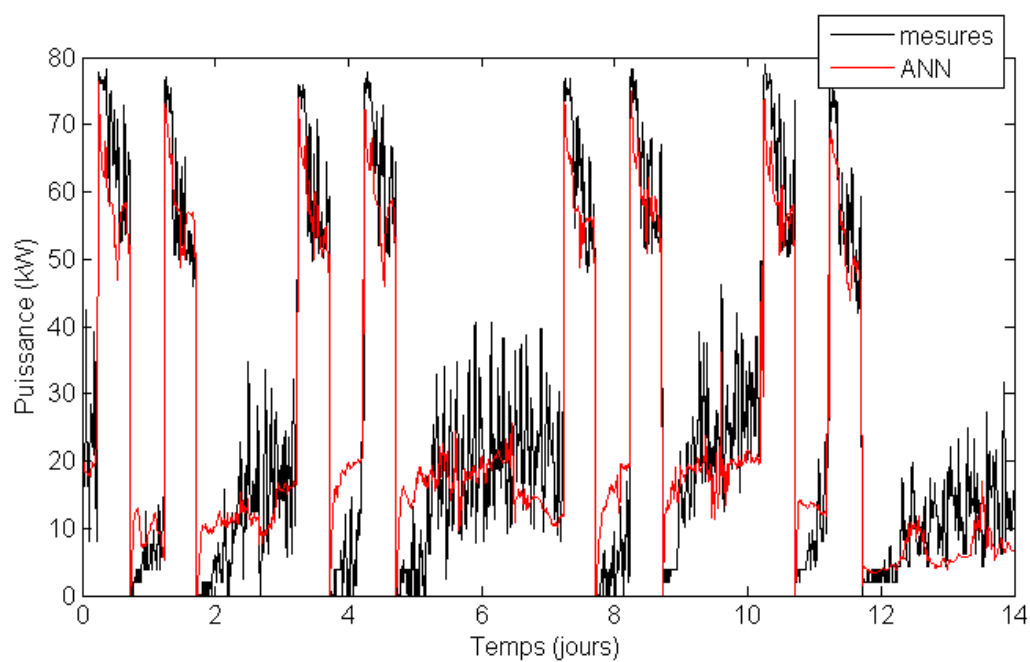


Figure 3 : Validation des modèles de réseau de neurones en puissance, meilleur candidat

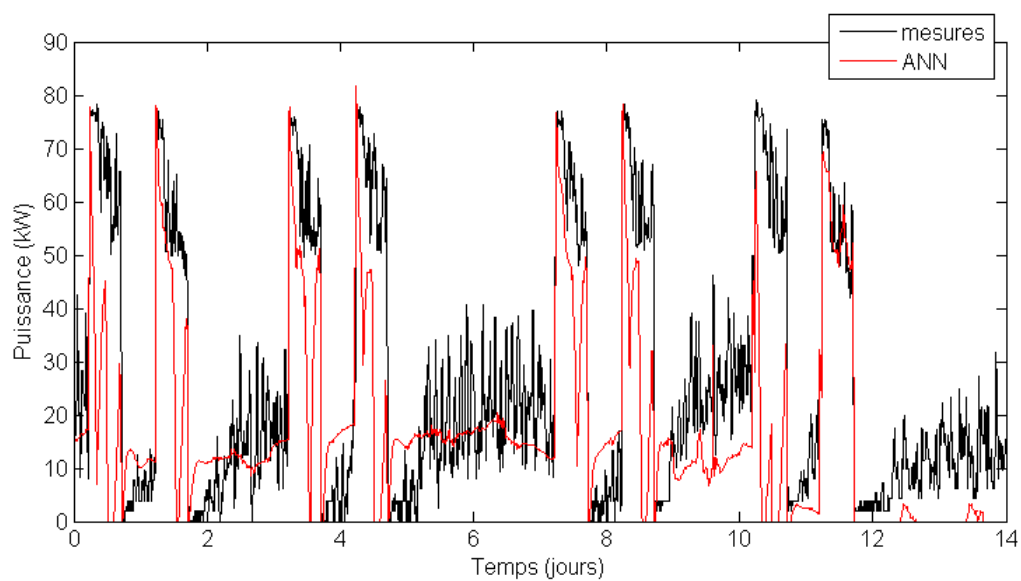


Figure 4 : Validation des modèles de réseau de neurones en puissance, cas aberrant

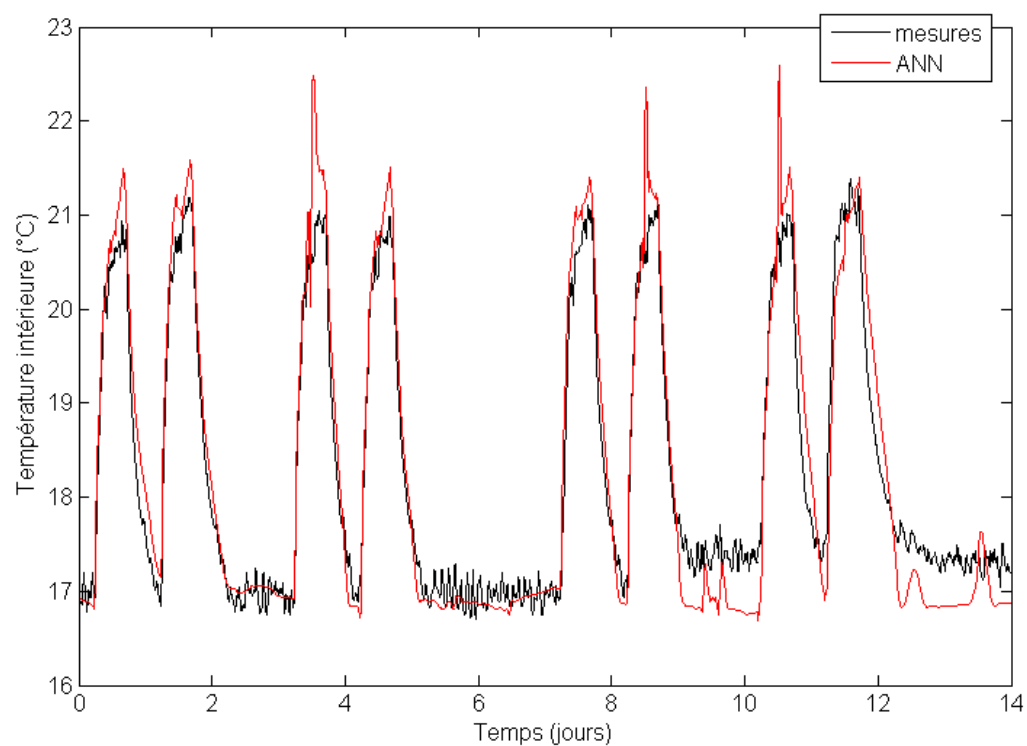


Figure 5 : Validation des modèles de réseau de neurones en température, meilleur candidat

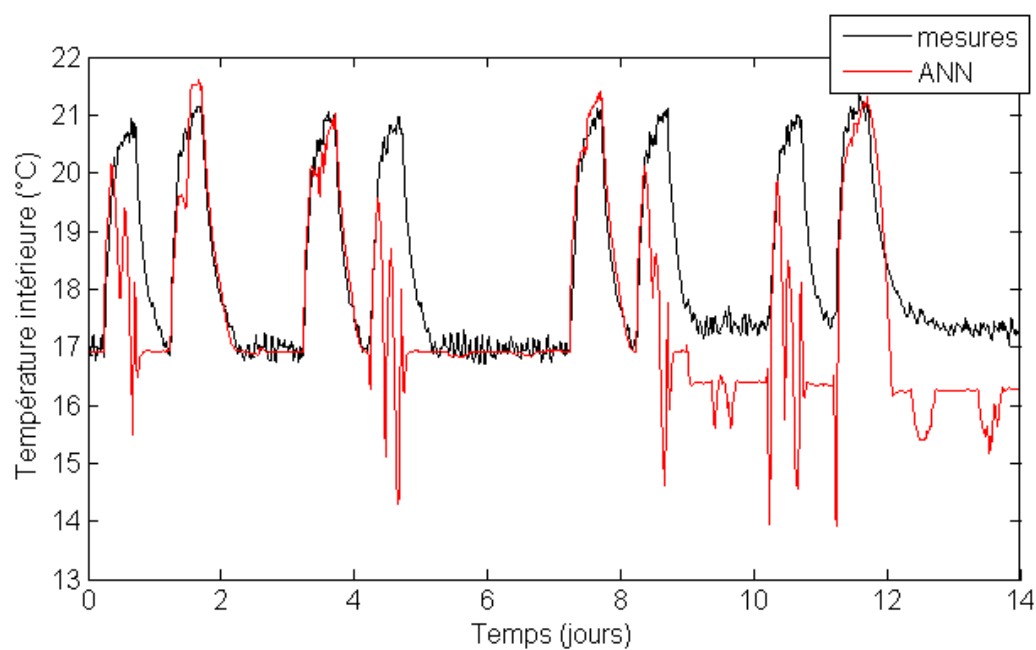


Figure 6 : Validation des modèles de réseau de neurones en température, cas aberrant

Annexe 4.5 : Modélisation de la CTA

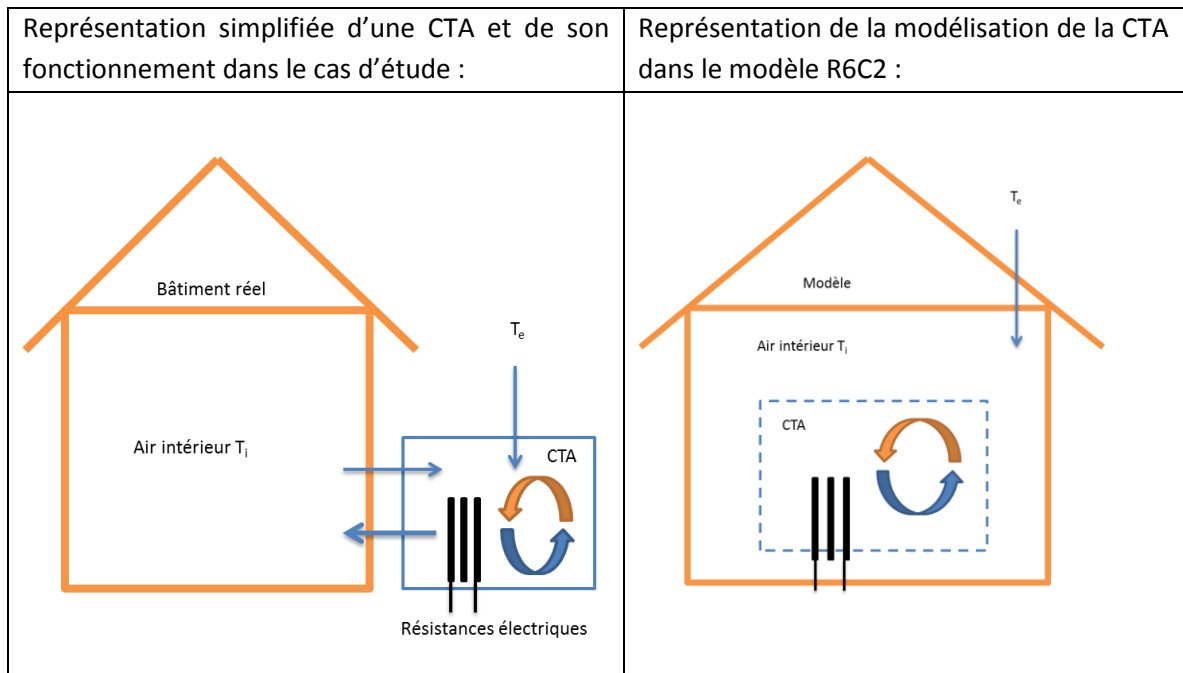


Figure 7 : Modélisation de la CTA dans le cas d'étude

La CTA est modélisée en supposant que le mélange d'air extrait et d'air neuf s'effectue directement dans le bâtiment. Le bilan énergétique est similaire dans les deux configurations de la figure 7.

**Annexe 4.6 : Article pour une communication : 13th International
Conference of the International Building Performance Simulation
Association**

OPTIMAL CONTROL FOR BUILDING HEATING: AN ELEMENTARY SCHOOL CASE STUDY

Thomas BERTHOU^{1, 2}, Pascal STABAT¹, Raphael SALVAZET², Dominique MARCHIO¹

¹Mines ParisTech, Center for Energy and Processes, ARMINES, Paris, France

²Veolia Environnement Research and Innovation, Limay, France

ABSTRACT

Due to the development of energy performance contracting and the needs for peak electric demand reduction, the interest for optimal building control is renewed. In this context, the real time prevision and optimization of building heat demand can help the manager to reduce the energy bill and to propose peak shaving offers. Our study aims to illustrate such heat control strategies on a one floor elementary school. The building is modeled through a second order inverse “grey box” model. The inverse model identified during a short learning period is first validated on its ability to forecast heat load and indoor temperature. Then it is used for optimal control and for that purpose two strategies are proposed. The first one consists in optimizing the night setback period with a constant electricity price. The second one aims to set a varying indoor temperature set point in a context of peak and off peak hours. The results show about 5% off electricity consumption for the first strategy and 4% off electricity bill for the second strategy. For a very cold week it appears that the optimization could lead to an over-consumption to improve the comfort.

INTRODUCTION

Buildings represent 43% of final energy consumption in France (ADEME, 2011) and electrical heating systems are accountable for a large part of this consumption. Today’s standards are low-energy buildings but the buildings’ renewal rate is very low (1% a year, INSEE, 2012) and in 2011 the average annual energy consumption was 209 kWh/m² (ADEME, 2011). Therefore, it is still actual to work on some solutions to reduce consumption on high-energy buildings.

Another concern with electrical heating systems is their impact on the national peak demand of electricity. Indeed, building’s thermal inertia and time-of-use electricity tariffs can be used to reduce energy bills and the stress level on the electricity network.

In this article we propose to use a second order grey box model to represent the thermal behaviour of an elementary school and to use two strategies to manage heating systems. The first strategy intends to

optimize the night set back period to minimize the energy consumption and respect the comfort criteria. The second strategy aims to optimize the set point temperature for 24 hours in a context of off-peak and on-peak energy prices in order to minimize the energy bills while maintaining comfort criteria.

Grey box models are well known and often used to make simple but physical and accurate building models. In the literature, we found many forms of grey box models; most of them are mono-zone and have between one (Fux et al., 2012) and 8 orders (Braun, 2002). These models are particularly well adapted to perform optimization because they run quickly and are liable to constraints (i.e. maximal power constraints). Three types of optimization objectives can be identified in the literature. The first one is consumption reduction by flux optimization (Oestreicher et al., 1996), (Palomo et al., 2000), (Mossoly and Ghali, 2009), (Morosan and Bourdais 2010), (Hazyuk et al., 2012). Flux optimization allows to minimize consumption by anticipating set point variation (optimal trajectory between each set point). The second strategy identified aims to reduce consumption peaks (Reddy et al., 1990), (Lee and Braun, 2008). This strategy is very useful to reduce stress on the electricity network but can generate additional costs for consumers. The last strategy identified in the literature is the global cost minimization by flux or set point optimization (Henze et al., 2007), (Verhelst et al., 2012). This strategy can be interesting for both the consumer and the owner of the network, but needs variable energy prices to be established.

In this study, measured data from an elementary school are used to identify a grey box model (“R6C2”). Then, two control strategies are assessed based on the identified R6C2 model.

With these strategies (i.e. optimization of set-point temperature), we assume that the multi-zone building can be driven by a mono-zone model while reducing the discomfort risk.

First, the tested building is described. Secondly, the grey box model is explained and validated. Finally, the two strategies are tested and discussed.

TEST BUILDING

Description of the building

The studied building is a one-floor elementary school built in 1975 in the east of France (continental climate). The walls are composed of 15 cm of concrete and do not contain any insulation. The windows are double glazed panels (renovation in 2010). The roof is well insulated with 15 cm of glass wool (renovation in 1986). The building is square with a heated surface of 800 m². The heating demand is provided by electrical heaters and AHU systems (Air Handling Unit with electric resistances).

Measurement setup

The indoor temperature is measured with 11 sensors, one in each room. The electrical power is measured with three clamp ammeters, one for all electrical heaters and one for each AHU system. The heating is ensured by the AHU system and electrical heaters during occupancy period and AHU are switched-off during vacant period. Electrical heaters ensure the peak needs during the day and the night setback. All devices are on/off and controlled with a set point temperature. The ventilation airflow is constant and has the same schedule as AHU systems.

Table 1 summarises all the data obtained from the building every 10 minutes.

Table 1
List of recorded data

NAME	UNIT	SOURCE
Outdoor temperature (Te)	°C	Measured
Indoor temperature (Ti)	°C	Measured
Set-point temperature (Tc)	°C	Controlled data
AHU and electrical heater power (P)	W	Measured
Electrical heater power	W	Measured
Ventilation set-point (Ve)	0 or 1	Deduced from AHU Power
Domestic Water consumption	litre	Measured

We assume that the electrical heaters and the AHU systems have an efficiency of 100%. Therefore, the heating power is equivalent to the electrical power. In addition, we assume that secondary HVAC systems are entirely convective.

MODEL DESCRIPTION AND VALIDATION

Building model description

The building is modelled by a nonlinear second order differential equation ("R6C2"). The non-linearity comes from the heating power's upper bound. We

use an electrical analogy to represent the set of equations (figure 1). The model has been built to have a little number of parameters, simple enough to be identifiable but complex enough to represent all physical phenomena. Hazyuk (Hazyuk et al., 2011) proposes to use a two-order model. The representation of solar gains can be improved by separating the solar flux arriving on the external wall from the solar flux reaching the internal wall. Bacher (Bacher and Madsen, 2011) also proposes a two-order model where internal gains and variable ventilation are not taken into account.

The particularities of our R6C2 model are double. First, the solar radiation reaching the building is divided in two parts, one hits directly the outdoor surface wall (Th), and the second goes on the indoor surface wall node (Ts). We introduce a node (Ts) between the indoor temperature node and the wall node.

Secondly, the model can handle changes in mechanical ventilation thanks to the variable resistance Rv (Rv is proportional to the airflow rate). Table 2 describes the sources of not measured inputs of the R6C2 model and Table 3 describes all identified physical parameters of the R6C2 model.

Table 2
List of other data

NAME	UNIT	SOURCE
Cloud cover	okta	Professional meteorological data (from Météo France)
Occupancy ratio (OCC)	%	Standard profile (validated with domestic water consumption data)

Table 3
Model parameters description

NAME	DESCRIPTION
Ci (J/K)	Internal air capacity
Cw (J/K)	Wall capacity
Ri (K/W)	Interior convective resistance
Rs and Rw (K/W)	Wall conductive resistance
Re (K/W)	External convective resistance
Rg (K/W)	Infiltration and glazing equivalent resistance
Rv (K/W)	Mechanical ventilation equivalent resistance (variable)
G (W)	Maximum heat gain due to occupancy
α (%)	Radiative ratio of internal gains

All identified parameters have a lower bound and an upper bound. Their values are based on the French thermal standard (CSTB, 2005) or on geometrical observations.

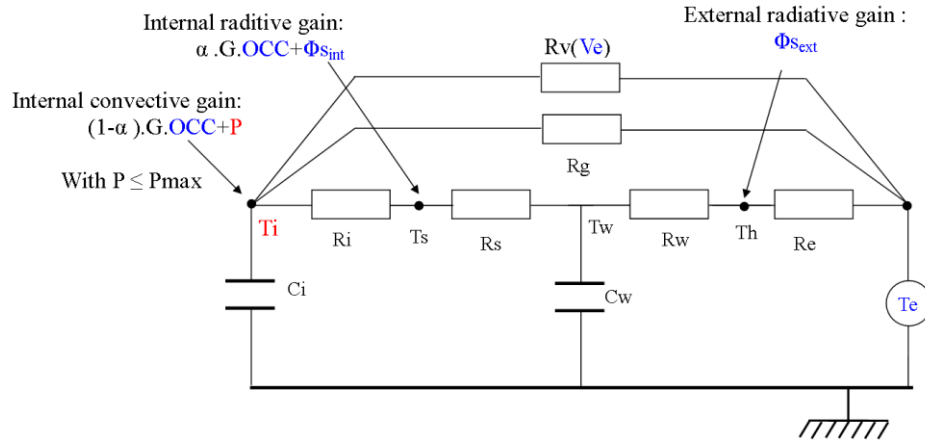


Figure 8: R6C2 model presented as an electrical analogy

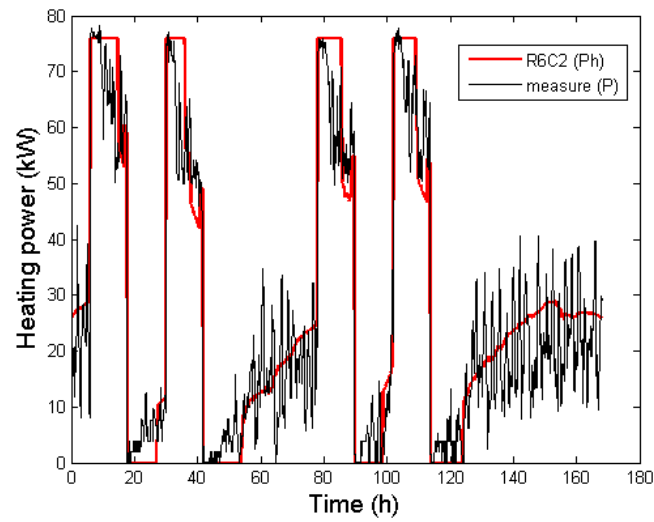


Figure 9 : Heat power measured (black) and predicted (red) compared during 1 week in December

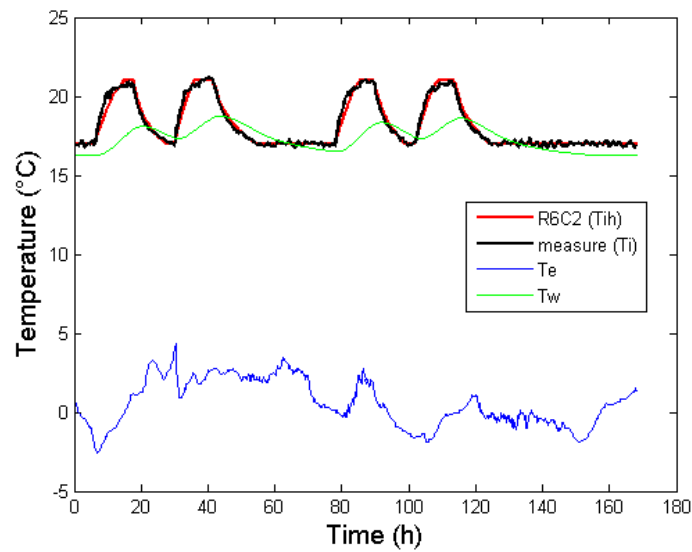


Figure 10: Indoor temperature measured (black) and predicted (red) compared on 1 week in December. The green and the blue curves represent the calculated wall temperature and the measured outdoor temperature, respectively.

Solar flux calculation

The direct and global solar radiations are calculated with the well-known Kasten model (Kasten and Czeplak, 1980), which has been adopted by Scharmer (Scharmer and Greif, 2000) in the European Solar Radiation Atlas.

Makovicka (Makovicka and Berthou, 2012) developed an original dynamical method specially designed for simple physical models. The main function of this algorithm is to calculate the solar flux on the façade of the building while taking into account the shading effect. It is based on the use of a clinometer to measure the surrounding obstacles' shadows on windows and geometrical considerations for solar protection. A simplified representation of the solar gain model is presented in figure 4. This algorithm aims to calculate the solar flux on indoor walls ($\Phi_{s_{int}}$) and the solar flux on outdoor walls ($\Phi_{s_{ext}}$).

This solar flux calculation method was validated during summer when the building is empty and the indoor temperature is not controlled. In these conditions only the outdoor temperature and the solar flux affect the building (the wind and night sky radiation are neglected). The model was tested for two months during summer 2012. The model fits very well the measured data and is adapted to R6C2 modelling.

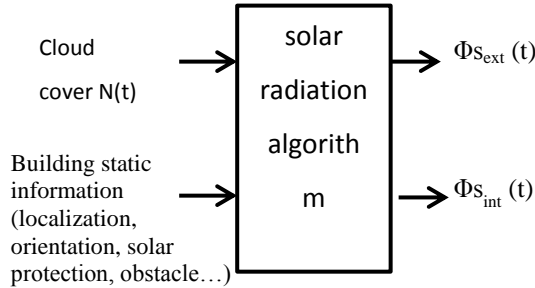


Figure 4: Simplified representation of solar radiation model

Identification method

The Interior Point algorithm is well adapted to handle nonlinear constrained minimization problems (Byrd et al, 2000), (Waltz et al., 2006). Two weeks of December (winter 2012) were used to identify the 10 parameters. The initial value of each parameter is approximated with values of the French thermal standards (CSTB, 2005) and the Interior Point algorithm is used to minimize heating power and mean indoor temperature prediction error. The objective function is mono-objective (equation 1).

$$f(x) = \sum (P - P_h(x))^2 \times \sum (T_i - T_{ih}(x))^2 \quad (1)$$

- $f(x)$ is the minimized function

- x is the vector of identified parameters
- P_h et T_{ih} are the predicted heat power and mean indoor temperature, respectively.
- P et T_i are the measured heat power and mean indoor temperature, respectively.

For identification, we tried several levels of maximal power (corresponding in theory to the installed heating power). Finally, we use a limitation of heating power corresponding to maximum power observed during the learning period (76 kW), which gives the best results.

Model validation

The R6C2 model is validated ex-post with the following week data. All model inputs are known and we compare the calculated outputs (P_h and T_{ih}) with the measured data (P and T_i). We use the fitting formula (equation 2) as a likelihood criterion.

$$fit(\%) = 100 \times \left(1 - \frac{|y_h - y|}{|y - \bar{y}|}\right) \quad (2)$$

Where y is the reference vector and y_h is the vector of calculated data.

Figure 2 compares one week of calculated heating power (red) and measured heating power (black).

- (1) The model cannot predict high frequency oscillations due to on-off control strategies on each electrical heater.
- (2) The saturation phenomenon is not well modelled because the mono-zone model cannot handle local saturation. Indeed the R6C2 model is mono-zone and the regulation is supposed perfect.
- (3) The energy balance is well respected since there is less than 2% error during the tested week.
- (4) The fitting reaches 66% which is quite good given the previous remarks

Figure 3 compared one week of calculated indoor temperature (red) and measured indoor temperature (black).

- (1) The dynamic variation of indoor temperature is very well respected
- (2) The fitting reaches 84%

Considering these tests, the R6C2 model gives a good representation of the building's thermal behaviour. We assume R6C2 model is well adapted to handle optimization strategies.

PRESENTATION OF OPTIMIZATION STRATEGIES

Reference case

The building is occupied all weekdays except Wednesday. The first occupants start arriving at 8 a.m. and leave no later than 5:30 p.m. Therefore, thermal comfort must be reached from 8 a.m. to 5:30

p.m.. Since the inertia of the studied building is high and the installed power is quite low, it is necessary to switch on the heater a few hours before the occupants arrive. For this purpose, the set point temperature is raised from 17 to 21 °C at 4 a.m. This schedule was chosen by a trial and error process by the building manager. The night setback starts at 5:30 p.m. (with a set point temperature of 17°C) when all occupants have left. The ventilation schedule is linked to the AHU schedule and works from 4 a.m. to 5:30 p.m.

Algorithm used

For the strategies presented hereafter, the vector to optimize is the set point temperature. We use same optimization algorithm as the one for the identification process (Interior Point Algorithm). In case of a non-converged calculus, a Genetic algorithm is employed since the previous algorithm used for identification did not converge all the time (only for optimal strategy study). Genetic Algorithms are well adapted for complex non-linear models but have high CPU costs (Mitchell, 1999).

Strategy 1: Energy minimization

The first strategy aims to reduce 24h energy consumption and guarantee an indoor temperature of 19 °C at 8 a.m. when the first occupants arrive. To achieve this objective, the set point temperature vector (T_c) can be modified between a lower bound of 15 °C and an upper bound of 22°C.

The objective function (equation 3) is written so as not to penalize indoor temperature above T_{set} (i.e. 19 °C) at 8 a.m..

$$S1(x) = \sum (P_h(x)) \times (\max(0, T_{set} - T_{ih}(x_{8p.m.})) + 1) \quad (3)$$

In this strategy, we suppose the electricity prices constant. Experiments show that the comfort condition is always respected with this objective function and under the tested weather data.

Table 3 sums up strategy 1.

Table 3
Presentation of strategy 1

Variables to be optimized :	- Set point temperature (T_c) between 0 and 8 a.m.
Constraints :	- T_c can vary between 15 °C and 22°C
Objectives :	- to minimize the 24h heating energy consumption - to reach the indoor temperature of 19°C at 8 a.m.

Strategy 2: Cost minimization

Since the price of energy varies during a day, it is possible to reduce the energy bills by modifying the building set point. The principle is to anticipate the price peaks by loading the building walls with thermal energy. To illustrate this strategy, an electricity ‘green price’ will be used. The ‘green price’ varies from 4.23 c€/MWh to 6.91 c€/MWh and contains on-peak/off-peak periods. This structure

price is valuable from December to February in France.

The objective function (S2) is presented below in equation 4.

$$S2(x) = \sum P_h(x) \times price \quad (4)$$

To allow load shedding during high price periods we authorize a limited discomfort during a short period. For that, we impose a discomfort surface limit. This is equivalent to assume that reducing indoor temperature by 1°C during 8 hours creates the same discomfort as reducing the indoor temperature by 2 °C during 4 hours.

So as not to complexify the objective function, the indoor temperature is constraint-free. To guarantee 19°C at 8 a.m the set point temperature variation is limited to 0.5°C per hour. In this way the indoor temperature follows the set point temperature and constraints are applied on optimized variables.

Table 4 sums up strategy 2.

Table 4
Presentation of strategy 2

Variables to be optimized :	- Set point temperature (T_c) between 0 a.m. and 5:30 p.m.
Constraints :	- T_c can vary between 15 °C to 22°C from 0 to 8 a.m. - T_c can vary between 19 °C and 22°C from 8 a.m. to 5:30 p.m. - The maximum set point temperature variation is 0.5°C in one hour
Objectives :	- to minimize the energy bill on 24h - to limit the discomfort surface of 8 °C.h

RESULTS AND ANALYSIS

Strategy 1

The results of strategy 1 are presented through two examples. A given week of data is the base of each example. The first week is relatively warm with an average outdoor temperature of 7.4 °C. The optimized solution (figures 5&6) shows that it is not necessary to rise the set point temperature at 4 a.m.: doing it later is better. Strategy 1 is able to reduce the weekly energy consumption by 5%. On the other hand, the second week studied is very cold with an average outdoor temperature of -6°C. The comfort temperature is not reached with the reference set point. In such conditions, strategy 1 ensures an indoor temperature of 19°C at 8 a.m. every working day, but causes a weekly overconsumption of 1%.

Strategy 2

The reference case is designed to have the same discomfort surface as the optimized case. Therefore, the set point temperature during occupancy periods becomes 20.16 °C instead of 21 °C in order to have a discomfort surface of 8 °C*h.

Strategy 1, warm week :

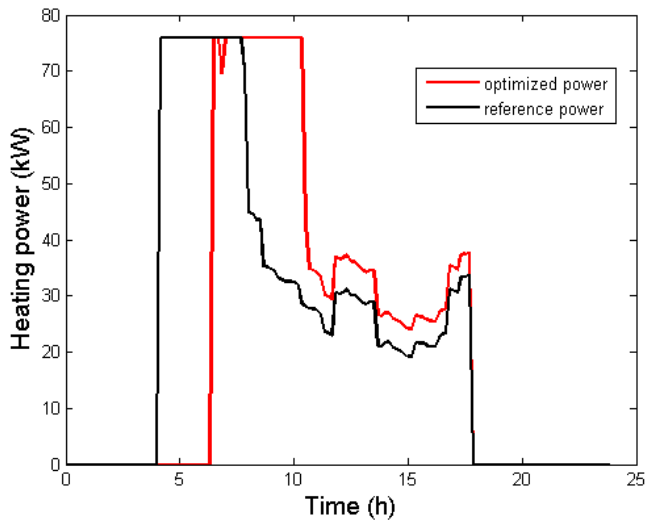


Figure 5: Comparison between the reference heating power (black) and the optimized heating power (red) with strategy 1, during one day of December.

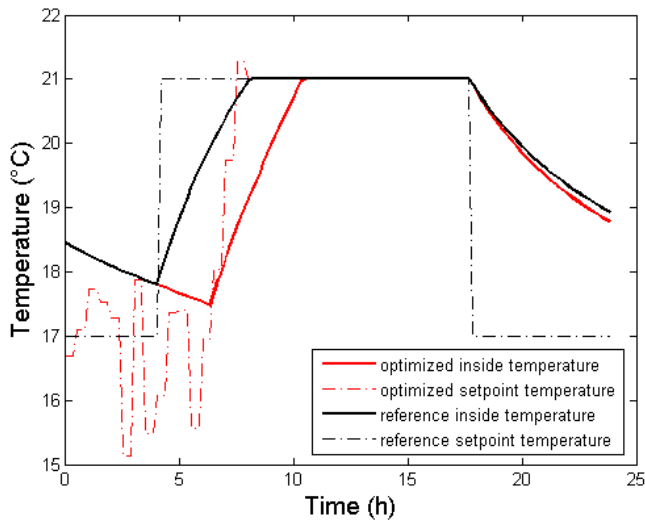


Figure 6: Comparison between the reference indoor temperature (black) and the optimized indoor temperature (red) with strategy 1, during one day of December. The dotted curves are the set point corresponding to both indoor temperatures.

Results of 24 h optimization with strategy 1 :

- 24 h energy saving : 6.4%
- Indoor temperature at 8 a.m. : 19.1 °C

Strategy 2 :

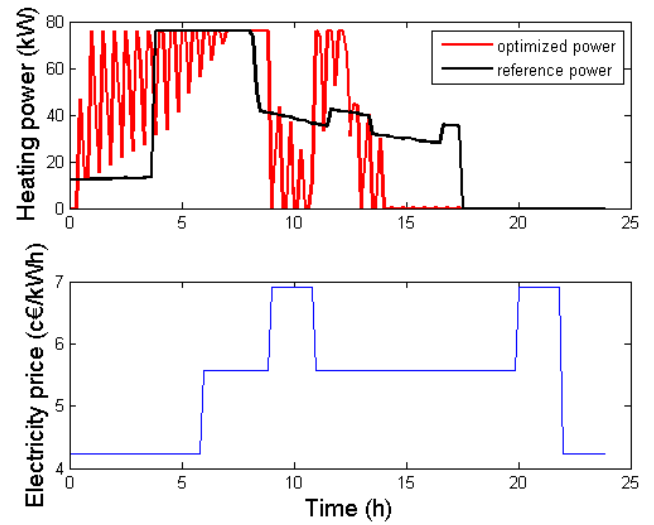


Figure 7: Comparison between the reference heating power (black) and the optimized heating power (red) with strategy 2, during one day of December. The electricity price structure is presented below in blue.

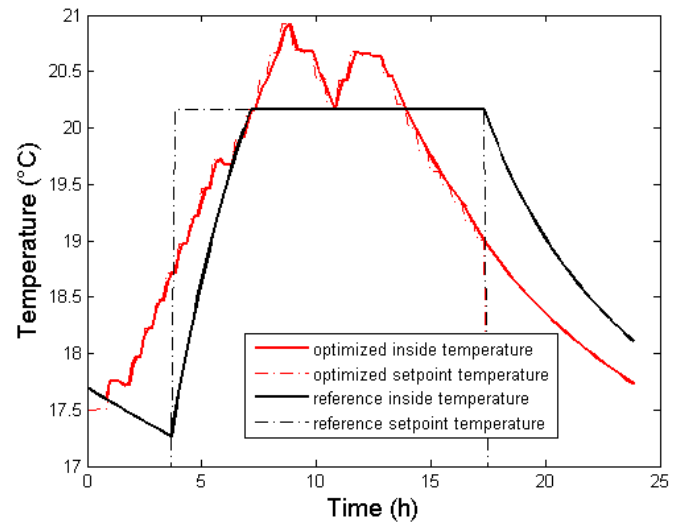


Figure 8: Comparison between the reference indoor temperature (black) and the optimized indoor temperature (red) with strategy 2, during one day of December. The dotted curves are the set point corresponding to both indoor temperatures.

Results of 24 h optimization with strategy 2 :

- 24 h energy saving : 5.6%
- Indoor temperature at 8 a.m. : 20.7 °C
- 24 h economic gain : 10.6%

The cost optimization enables to reduce monthly energy bills by 4% in December. During the same period, the energy consumption remains the same.

We observe load shedding during high price periods and load shedding during the last hours of occupancy periods. Stopping heaters a few hours before 5:30 p.m allows to use building inertia to keep the indoor temperature above 19 °C. Figures 7&8 illustrate 24h of optimized temperature and power. They allow to view the load shedding during the first electricity peak and a second one during the last hours of the day. Warm and cold weeks have been tested and whatever the outdoor temperature, the percentage of cost reduction with strategy 2 is almost the same.

It is interesting to measure the impact of price ratio on energy bill reduction. Table 5 shows that cost savings increase with price ratio. With low price ratio, the gain is in order of magnitude of the model error, but with higher price ratio, the gains are quite certain. Moreover, with a high price ratio, this strategy creates an overconsumption.

Table 5

Price ratio influences on strategy 2 gains

PRICE RATIO	MONTHLY COST REDUCTION	MONTHLY ENERGY OVERCONSUMPTION
1.6*	4%	0%
2.1	12%	1%
2.7	18%	4%

*Actual ratio price

CONCLUSION

An R6C2 building model was developed to represent an elementary school's thermal behaviour. After an identification process, the model is assessed on its capacity to predict heat power and average indoor temperature. Apart a few non-modelled phenomena, the model gave full satisfaction with 66% and 84% of fitting for power prediction and indoor temperature prediction, respectively. The R6C2 model allows to test two optimization strategies. The first strategy optimizes the set-point temperature in order to reduce energy consumption during night setback and the morning restart of heating. On this particular building, this strategy could save 5% of energy during cold weeks and guarantee a comfortable indoor temperature every morning on workdays. The second strategy optimizes 24h set-point temperature vector during workdays with variable electricity prices to minimize the energy bill. On this particular building, this strategy could reduce the heating bill by 4% during a winter month.

To go further, we will optimize the building in live and run optimization with predicted input.

ACKNOWLEDGEMENT

We would like to thank DALKIA for their help to monitor the building.

REFERENCES

- ADEME, Les Chiffres Clés du Bâtiment, 2011
- Bacher, P., H. M., Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings, *Energy and Buildings*, 2011, 43, 1511–1522
- Braun, J. E., Load Control Using Building Thermal Mass, *Journal of Solar Energy Engineering*, 2003, 125, 292-301
- Byrd, R.H, Gilbert J.C., J. N., A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming, *Math. Program.*, 2000, 89, 149-185
- CTSB, Réglementation Thermique 2005, CTSB, 2007
- Fux, S.F. Ashouri, A, M. J. B. L. G., EKF based self-adaptive thermal model for a passive house, *Energy and Buildings*, 2012
- Hazyuk, I., Ghiaus C., D. P., Optimal temperature control of intermittently heated buildings using Model Predictive Control: Part II Control algorithm, *Building and Environment*, 2012, 1-7
- Hazyuk, I., Ghiaus, C., D. P., Optimal temperature control of intermittently heated buildings using Model Predictive Control: Part I - Building modeling, *Building and Environment*, 2012, 51, 379–387
- Henze, G.P., Pfafferott J., S. H. C. F., Impact of adaptive comfort criteria and heat waves on optimal building thermal mass control, *Energy and Buildings*, 2007, 39, 221-235
- INSEE, <http://www.insee.fr/fr/>, January 2013
- Kasten, F., Czeplak G, Solar and Terrestrial radiation dependent on the amount and type of cloud, *Solar Energy*, 24, 177-189, 1980
- Lee, K.H., J. E. B., Development of methods for determining demand-limiting set point trajectories in buildings using short-term measurements, *Building and Environment*, 2008, 43, 1755-1768
- Mitchell, M., An introduction to Genetic Algorithms, The MIT Press, 1999
- Makovicka V., Berthou T, Modélisation et interprétation des apports solaires adaptés à la mise en place de stratégies d'optimisation de consommation dans les bâtiments tertiaires, Internal report, VERI, 2012
- Morosan, P.D. Bourdais R., D. D. J. B., Building temperature regulation using a distributed model predictive control, *Energy and Buildings*, 2010, 42, 1445-1452
- Mossolly M., Ghali K., Optimal control strategy for a multi-zone air conditioning system using a genetic algorithm, *Energy*, 2009, 34, 58-66

- Oestreicher, Y, Bauer M., J.-L. S., Accounting free gains in a non-residential building by means of an optimal stochastic controller, *Energy and buildings*, 1996, 24, 213-221
- Palomo, E, Lefebvre, G, P. B. N. B., Using model size reduction techniques for thermal control applications in buildings, *Energy and buildings*, 2000, 33, 1-14
- Reddy, T.A., Norford, L. K. W. K., Shaving residential air-conditioner electricity peaks by intelligent use of the building thermal mass, *Energy*, 1990, 7, 1001-1010
- Scharmer, K. and Greif, J., *The ESRA Handbook vol2 :Database and exploitation software*, Ecole des mines de Paris, Les presses, 2000
- Verhelst, C, Logist,F, J. V. I. L. H., Study of the optimal control problem formulation for modulating air-to-water heat pumps connected to a residential floor heating system, *Energy and Buildings*, 2012, 45, 43-53
- Waltz, R.A, Morales, J.L., J. N. D. O., An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps ,*Math. Program.*, 2006, 107, 391-40

Liste des notations

Toutes les notations sont définies dans le texte.

- Φ_{Sext} : gains solaires externes (W)
- Φ_{Sint} : gains solaires internes (W)
- P_g : facteur de réflectivité du sol (-)
- a : part radiative des gains internes (-)
- C_i : capacité de l'air intérieur et du mobilier (J/K)
- C_m : capacité des murs (J/K)
- C_s : capacité « de surface » des murs (J/K)
- E : erreur relative en énergie (%)
- Fit ou fitting : critère pour évaluer la justesse des modèles de bâtiment (%)
- G : gain maximum dû à l'occupation (W)
- G_{24} : gain des stratégies d'optimisation calculé sur 24 heures (%)
- GR : gain des stratégies d'optimisation en prenant en compte le phénomène de recouvrement (jusqu'à 7 jours après la journée optimisée) (%)
- G_{SC} : constante solaire (W/m²)
- h_{ext} : coefficient de convection externe (W/(K.m²))
- h_{int} : coefficient de convection interne (W/(K.m²))
- I_b : rayonnement solaire direct (W/m²)
- I_d : rayonnement solaire diffus (W/m²)
- I_G : rayonnement solaire global par ciel clair (W/m²)
- I_{r_si} : rayonnement réfléchi par le sol (W/m²)
- I_{total} : rayonnement solaire global en prenant en compte la nébulosité (W/m²)
- K_c : facteur d'atténuation dû aux nuages (-)
- Mob : capacité du mobilier (J/K)
- Nb_{occ} : nombre de personnes maximum dans le bâtiment (-)
- N : nébulosité (octa)
- OCC : taux d'occupation du bâtiment (-)
- P : puissance de climatisation (besoin thermique ou puissance électrique) (W)
- P_h : puissance de climatisation prévue par le modèle (W)
- P_{max} : puissance maximale de climatisation (W)
- R_e : résistance de convection extérieure (K/W)
- R_f : résistance équivalente aux infiltrations et aux vitres (K/W)
- R_i : résistance de convection intérieure (K/W)
- R_m : résistance de conduction des murs (1) (K/W)
- R_s : résistance de conduction des murs (2) (K/W)
- R_v : résistance équivalente à la ventilation mécanique (K/W)
- S_c : surface climatisée (m²)
- S_p : surface au sol, ou surface du plancher haut (m²)
- S_m : surface des murs verticaux extérieure (m²)

- S_{ext} : surface d'échange extérieur ($^{\circ}\text{C}$)
- S_{fen} : surface vitrée (m^2)
- S_{int} : surface d'échange interne (m^2)
- S_{Ti} : indices de Sobol totaux (-)
- T_c : température de consigne ($^{\circ}\text{C}$)
- T_e : température extérieure ($^{\circ}\text{C}$)
- T_i : température intérieure du bâtiment, moyenne pondérée par les surfaces des zones des mesures ($^{\circ}\text{C}$)
- T_{ih} : température intérieure moyenne prévue par le modèle ($^{\circ}\text{C}$)
- T_L : facteur de trouble de Linke (-)
- T_s : température du nœud où impactent les flux internes radiatifs ($^{\circ}\text{C}$)
- T_m : température du nœud correspondant au mur du bâtiment ($^{\circ}\text{C}$)
- U_{mur} : conductivité des murs extérieurs ($\text{W}/(\text{K}.\text{m}^2)$)
- U_{plancher} : conductivité du plancher extérieure ($\text{W}/(\text{K}.\text{m}^2)$)
- U_{toit} : conductivité du toit ($\text{W}/(\text{K}.\text{m}^2)$)
- V_e : consigne de ventilation (-)
- V_{int} : volume d'air intérieur (m^3)

Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l'élaboration de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement

RESUME : Pour atteindre les objectifs de réduction de consommation et augmenter la flexibilité de la demande des bâtiments, il est nécessaire de disposer de modèles de prévision de charge de climatisation facilement diffusables sur site et performants qui permettent la mise en place de stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement. Cette thèse compare plusieurs architectures de modèles inverses (« boîte noire », « boîte grise »). Un modèle semi-physique d'ordre 2 (R6C2) a été retenu pour prévoir la puissance de climatisation et la température intérieure moyenne en chauffage et en refroidissement. Il permet aussi d'interpréter des situations inédites (effacement), absentes de la phase d'apprentissage.

Trois stratégies d'optimisation énergétique et d'effacement adaptées aux contraintes d'exploitation sont étudiées. La première permet d'optimiser la relance en chauffage afin de réduire la consommation et d'atteindre effectivement la température de confort le matin. La seconde stratégie optimise les températures de consigne sur une journée dans un contexte de prix variable de l'énergie, ceci afin de réduire la facture énergétique. Enfin, la troisième stratégie permet au bâtiment de s'effacer en limitant la charge tout en respectant des critères de confort spécifiés.

Le modèle R6C2 et les stratégies ont été confrontés à un bâtiment réel (une école élémentaire). L'étude montre qu'il est possible de prévoir la puissance électrique et la température moyenne d'un bâtiment complexe avec un modèle mono-zone ; elle permet d'évaluer les stratégies développées et d'identifier les limites du modèle.

Mots clés : prévision de charge, modèles inverses, « boîte noire », « boîte grise », optimisation du chauffage et du refroidissement, effacement, bâtiment tertiaire, cas d'étude

Development of building models for load curve forecast and design of energy optimization and load shedding strategies

ABSTRACT: To reach the objectives of reducing the energy consumption and increasing the flexibility of buildings energy demand, it is necessary to have load forecast models easy to adapt on site and efficient for the implementation of energy optimization and load shedding strategies. This thesis compares several inverse model architectures ("black box", "grey box"). A 2nd order semi-physical model (R6C2) has been selected to forecast load curves and the average indoor temperature for heating and cooling. It is also able to simulate unknown situations (load shedding), absent from the learning phase.

Three energy optimization and load shedding strategies adapted to operational constraints are studied. The first one optimizes the night set-back to reduce consumption and to reach the comfort temperature in the morning. The second strategy optimizes the set-point temperatures during a day in the context of variable energy prices, thus reducing the energy bill. The third strategy allows load curtailment in buildings by limiting load while meeting specified comfort criteria.

The R6C2 model and strategies have been faced with a real building (elementary school). The study shows that it is possible to forecast the electrical power and the average temperature of a complex building with a single-zone model; the developed strategies are assessed and the limitations of the model are identified.

Keywords : load forecasting, inverse models, "grey box", "black box", heating and cooling optimization, load shedding, tertiary building, case study